



Université ABBES LAGHROUR Khenchela
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Industriel
جامعة عباس لغرور خنشلة
كلية العلوم والتكنولوجيا
قسم الهندسة الصناعية



Mémoire de fin d'étude

Présenté pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Télécommunications

Spécialité : Systèmes des Télécommunications

THEME

Débruitage des signaux ECG à l'aide du
seuillage adaptatif par ondelettes et du filtrage
de Wiener

Réalisées par : **AISSAOUI RANIM**

Devant le jury composé de :

Président : Dr. DOUAK Fouzi

Rapporteur : Dr. KHEZZAR Zaki

Examinatrice : Dr. GHRIBI KHADIDJA

2025/2026

Remerciements

Avant tout, nous remercions Dieu le Tout-Puissant de nous avoir accordé la santé, la force, le courage et la patience nécessaires pour mener à bien ce travail.

Nous adressons nos sincères remerciements à notre encadreur, M. KHEZZAR Zaki, pour son suivi, ses conseils avisés, sa disponibilité et son soutien tout au long de la réalisation de ce mémoire.

Nous exprimons également notre gratitude aux membres du jury, M. DOUAK Fouzi et Mme. GHRIBI KHADIDJA, pour l'honneur qu'ils nous font en acceptant d'évaluer ce travail.

Nos remerciements s'étendent à l'ensemble des enseignants du département de Télécommunications pour la qualité de leur enseignement et les connaissances qu'ils nous ont transmises tout au long de notre parcours universitaire.

Nous adressons une pensée toute particulière à nos chers parents, dont l'amour, les sacrifices, les encouragements et le soutien inconditionnel ont été une source permanente de motivation. Aucun mot ne saurait exprimer pleinement notre gratitude pour tout ce qu'ils ont fait pour nous.

Enfin, nous remercions nos familles, nos amis ainsi que toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à l'aboutissement de ce travail.

À tous, nous exprimons notre profonde reconnaissance et nos sincères remerciements.

Dédicaces

À mon très cher père,

Pour tous les sacrifices que tu as consentis afin de nous offrir une vie digne et un avenir meilleur. Ton soutien, tes conseils et ta présence resteront ma plus grande force. Que Dieu te protège et te garde en bonne santé.

À ma très chère mère,

Source d'amour, de tendresse et de courage. Merci pour tes prières, ton soutien inconditionnel et ta patience. Que Dieu te récompense pour tout ce que tu as fait pour moi.

À mon cher frère, Brahim,

Pour son soutien et ses encouragements. Je lui souhaite réussite et bonheur dans sa vie.

À mes chères sœurs, Rihab, Amani et Roufaïda,

Pour leur amour, leur soutien et tous les beaux moments partagés. Je vous souhaite tout le bonheur du monde.

À toute ma famille, Souror, Nader, Hadil et Nour,

Pour leur confiance et leur soutien permanent.

À mes amis et collègues : Dona, Aya, Chaima, Manar, Sabira, Bani, Hadil et Mouncif,

Pour leur amitié et les moments partagés tout au long de ce parcours.

À toutes les personnes qui m'ont soutenue de près ou de loin,

Merci pour votre aide et vos encouragements.

Enfin, à moi-même, pour avoir cru en mes capacités et persévéré jusqu'au bout

Je dédie ce travail à tous ceux qui ont cru en moi et m'ont accompagnée jusqu'à la réalisation de ce rêve.

Abstract

Electrocardiogram (ECG) signal recording is a challenging task in the field of biomedical engineering. ECG is the cardiac recording of the systemic electrical activity arising from the electro-physiological rhythm of the heart muscle. However, during processing, the ECG signal is contaminated by various types of noise in the medical environment. An immense task is the separation of the preferred signal from noise caused by additive AWGN, artifacts such as muscle noise, power line interference (PLI), baseline wandering (BW), and motion artifacts (MA).

In this work, the effectiveness of the Discrete Wavelet Transform (DWT) combined with the Wiener filter for denoising ECG signals corrupted by AWGN and baseline wandering (BW) is investigated. Real and synthetic ECG data from the MIT-BIH database are used in experiments to demonstrate the approach's effectiveness for ECG denoising. The results indicate that the approach improves the signal-to-noise ratio (SNR) and MSE, as also confirmed by visual inspection of the records. Our method offers clear advantages, particularly in preserving detailed information on the QRS complex of the ECG, which is significant for feature extraction of ECG signals and for pathological diagnosis.

Key words: *ECG denoising, additive white Gaussian noise, discrete wavelet transform, wiener filtering, wavelet thresholding, baseline drift*

Résumé

L'enregistrement du signal électrocardiogramme (ECG) constitue une tâche complexe dans le domaine du génie biomédical. L'ECG correspond à l'enregistrement de l'activité électrique systémique du cœur, résultant du rythme électrophysiologique du muscle cardiaque. Cependant, lors du traitement, le signal ECG est souvent contaminé par divers types de bruit propres à l'environnement médical. Une tâche difficile consiste à séparer le signal souhaité du bruit blanc additif (AWGN), des artefacts tels que le bruit musculaire, l'interférence de la ligne électrique (PLI), la dérive de la ligne de base (BW) et les artefacts de mouvement (MA).

Dans ce travail, l'efficacité de la Transformée en Ondelettes Discrète (TOD) combinée au filtre de Wiener pour le débruitage des signaux ECG corrompus par du bruit additif blanc gaussien (AWGN) et par dérive de la ligne de base (BW) est étudiée. Des données ECG réelles et synthétiques issues de la base MIT-BIH sont utilisées dans les expériences pour démontrer l'efficacité de cette approche pour le débruitage des ECG. Les résultats indiquent que cette méthode améliore le rapport signal-bruit (SNR) et l'erreur quadratique moyenne (MSE), comme le confirment également l'inspection visuelle des enregistrements. Notre méthode présente des avantages clairs, notamment dans la préservation des détails du complexe QRS de l'ECG, ce qui est essentiel pour l'extraction de caractéristiques des signaux ECG et pour le diagnostic pathologique.

Mots-clés : réduction du bruit ECG, bruit blanc gaussien additif, transformée en ondelettes discrète, filtrage de Wiener, seuillage des ondelettes, dérive de la ligne de base

الملخص

تُعَدّ عملية تسجيل إشارة تخطيط القلب الكهربائي (ECG) مهمةً صعبةً في مجال الهندسة الطبية الحيوية. ويُمثّل تخطيط القلب التسجيل القلبي للنشاط الكهربائي الجهازى الناشئ عن الإيقاع الكهروفيزيولوجي لعضلة القلب. غير أنه خلال المعالجة، تتلوث إشارة تخطيط القلب بأنواع مختلفة من الضوضاء في البيئة الطبية. وتُشكّل عملية فصل الإشارة المرغوبة عن الضوضاء الناجمة عن الضوضاء الغاوسية البيضاء المضافة (AWGN)، والتشوهات كضوضاء العضلات، والتداخل مع خط الطاقة (PLI)، والانجراف عن خط الأساس (BW)، وتشوهات الحركة (MA)، مهمةً بالغة الأهمية. في هذا العمل، يُدرّس مدى فعالية تحويل الموجات المتقطعة (DWT) المدمج مع مرشح وينر لإزالة الضوضاء عن إشارات تخطيط القلب الملوثة بالضوضاء الغاوسية البيضاء المضافة والانجراف عن خط الأساس. وقد استُخدمت في التجارب بيانات تخطيط القلب الحقيقية والاصطناعية المأخوذة من قاعدة بيانات MIT-BIH، وذلك لإثبات فعالية هذا النهج في إزالة الضوضاء عن الإشارات. وتُشير النتائج إلى أن هذا النهج يُحسّن نسبة الإشارة إلى الضوضاء (SNR) ومتوسط مربع الخطأ (MSE)، وهو ما أكّده كذلك الفحص البصري للسجلات. وتتميّز طريقتنا بمزايا واضحة، لا سيما في الحفاظ على المعلومات التفصيلية الدقيقة لمركّب QRS في تخطيط القلب، مما يكتسب أهمية بالغة في استخراج خصائص الإشارة وفي التشخيص الأمراض.

الكلمات المفتاحية: إزالة الضوضاء عن تخطيط القلب، الضوضاء الغاوسية البيضاء المضافة، تحويل الموجات المتقطعة، الترشيح بمرشح وينر، عتبة الموجات، انجراف خط الأساس

Tables des matières

Table des matières

Abstract	I
المخلص	II
Tables des matières.....	III
LISTE DES FIGURES.....	V
LISTE DES TABLEAUX.....	VIII
INTRODUCTION GÉNÉRALE.....	1

CHAPITRE I

Introduction	3
I.1 Anatomie du cœur.....	4
I.2 Le battement cardiaque	4
I.3 Le fonctionnement électrique du cœur.....	5
I.4 L'électrocardiographie	6
I.5 Les dérivations.....	7
I.6 L'Électrocardiogramme (ECG).....	8
I.7 Les ondes et les intervalles de l'ECG	9
II.1 Le rythme cardiaque normal	11
II.2 La fréquence cardiaque	12
II.3 La variabilité de la fréquence cardiaque (VFC)	12
II.4 Enregistrement ambulatoire de l'ECG (Holter ECG)	12
II.5 Types de bruits affectant dans le signal ECG	13
➤ Caractéristiques :.....	18
➤ Effets :.....	18
II.6 Les pathologies cardiaques.....	18
Conclusion.....	21
Bibliographie	21

CHAPITRE II

Introduction	26
II.1 Définition d'une ondelette	27
II.2 Les transformées en ondelettes	27
II.3 Les propriétés de la transformée en ondelettes	29
II.4 Types de transformées en ondelettes	29
II.5 Les familles d'ondelettes	36
II.6 Filtrage de Wiener	40
Conclusion.....	41
Bibliographie	42

CHAPITRE III

Introduction	43
III.1 Débruitage des signaux ECG	43
III.2 Techniques de seuillage dans le domaine des ondelettes.....	44
III.3 Méthodes proposées.....	46
Conclusion.....	49
Bibliographie	50

CHAPITRE IV

Introduction	51
IV.1 Base de données ECG	51
IV.2 Résultats expérimentaux et discussion	52
Conclusion.....	62
CONCLUSION GÉNÉRALE.....	64

LISTE DES FIGURES

Chapitre I

Fig.I.1 Schéma général de l'anatomie du cœur	5
Fig.I.2 Chemin d'impulsion électrique dans le cœur	6
Fig.I.3 Dérivations périphériques unipolaires et bipolaires	7
Fig.I.4 La position des électrodes pour les dérivations précordiales	8
Fig.I.5 Représentation des ondes de l'ECG (onde P, complexe QRS et onde T) associées à l'activité électrique du cœur	9
Fig.I.6 Représentation des ondes de l'ECG associées à l'activité électrique du cœur	10
Fig.I.7 Effet de la dérive de base sur le signal électrocardiographique	14
Fig.I.8 Présence d'un bruit sinusoïdal à 60 Hz dû au réseau électrique	15
Fig.I.9 Signal ECG contaminé par le bruit musculaire (EMG) à haute fréquence	16
Fig.I.10 Trajectoire d'un bruit blanc gaussien de moyenne nulle et variance unitaire	17
Fig.I.11 Signal ECG d'un patient présentant des ESV	19
Fig.I.12 Fibrillation ventriculaire	20

Chapitre II

Fig.II.1 Principe de la transformée en ondelettes continue (CWT)	31
--	----

Fig.II.2 La fonction échelle (onde père)	33
Fig.II.3 Décomposition par analyse multi-résolution (AMR) à 3 niveaux	35
Fig.II.4 Reconstruction du signal par transformée en ondelettes inverse (IDWT)	36
Fig.II.5 Ondelettes de la famille Daubechies : db1, db2, db4 et db7	37
Fig.II.6 Ondelettes de la famille Symlets : sym2, sym4, sym6 et sym8	37
Fig.II.7 Ondelettes de la famille Coiflets : coif1, coif2, coif3 et coif5	38
Fig.II.8 Ondelettes de la famille Biorthogonale : bior1.3, bior2.2, bior3.3	38
Fig.II.9 Ondelette biorthogonale bior6.8 : fonctions de décomposition et de reconstruction	39
Fig.II.10 Ondelettes des familles Haar et Meyer : fonctions mères et d'échelle	39

Chapitre III

Fig.III.1 Le schéma principal de la méthode de débruitage du signal ECG contre le bruit AWGN.	47
Fig.III.2 Organigramme de la méthode proposée pour la suppression du Baseline Wander par DWT	48

Chapiter IV

Fig.VI.1 ECG mitdb/101.dat SNR _{in} =0 dB, SNR _{imp} =10.0942 dB	53
Fig.VI.2 ECG mitdb/104.dat SNR _{in} =0 dB, SNR _{imp} =10.0449 dB	54
Fig.VI.3 ECG mitdb/106.dat SNR _{inp} =5 dB, SNR _{imp} =9.2961 dB	54
Fig.VI.4 ECG mitdb/106.dat SNR _{in} =0 dB, SNR _{imp} =10.1188 dB	55
Fig.VI.5 ECG mitdb/234.dat SNR _{in} =0 dB, SNR _{imp} =9.4931 dB	55
Fig.VI.6 Résultats visuels du débruitage d'un ECG contaminé par une dérive de la ligne de base : enregistrement ECG mitdb/115	60
Fig.VI.7 Résultats visuels du débruitage d'un ECG contaminé par une dérive de la ligne de base : enregistrement ECG mitdb/121	61
Fig.VI.8 Filtrage du signal ECG synthétique corrompu par une dérive de la ligne de base	62

LISTE DES TABLEAUX

Tab.VI.1 SNR_imp obtenu en fonction de la variation de SNR_input pour le bruit gaussien blanc additif (AWGN) utilisant des ondelettes db4	57
Tab.VI.2 SNR_imp obtenu en fonction de la variation du SNR_inp pour le bruit gaussien blanc additif (AWGN) avec ondelettes Sym8	58
Tab.VI.3 SNR_imp obtenu en fonction de la variation de SNR_input pour le bruit gaussien blanc additif (AWGN) avec ondelettes bior2.6	59
Tab.VI.4 Les résultats de débruitage de BW en termes de SNR_out et MSE	62

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Les maladies cardiovasculaires représentent aujourd'hui l'une des principales causes de mortalité dans le monde. Selon l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS), elles causent plusieurs millions de décès chaque année et constituent un enjeu majeur en santé publique. Le diagnostic précoce de ces affections repose sur divers outils d'exploration médicale, dont l'électrocardiogramme (ECG) qui occupe une place essentielle grâce à sa simplicité, son coût réduit et son caractère non invasif.

L'électrocardiogramme (ECG) est un signal biomédical représentant l'activité électrique du cœur au cours du temps. Il fournit des informations importantes sur le rythme cardiaque, la conduction électrique et la santé du muscle cardiaque. Cependant, lors de sa collecte, le signal ECG peut être sujet à divers types de bruits prédominants, ce qui peut en réduire la qualité et en compliquer l'interprétation. Parmi les bruits les plus fréquents, on trouve le bruit gaussien additif (AWGN), les interférences du réseau électrique (PLI) (interférences sur la ligne d'alimentation), les artefacts musculaires (EMG) et la dérive de la ligne de base (BW) (dérive de la ligne de référence).

La présence de ces perturbations peut masquer des caractéristiques importantes du signal ECG, telles que les ondes P, les complexes QRS et les ondes T. Ainsi, le débruitage constitue une étape cruciale du traitement des signaux ECG. Un débruitage efficace doit réduire le bruit sans compromettre les informations diagnostiques essentielles du signal.

Au cours des dernières décennies, de nombreuses techniques de débruitage ont été développées dans la littérature scientifique. Les méthodes de filtrage numérique classique présentent souvent des limites en raison de la nature non stationnaire du signal ECG. En revanche, les approches basées sur la transformée en ondelettes discrète (DWT) ont prouvé leur efficacité, car elles permettent d'analyser le signal à la fois dans le temps et dans la fréquence. Ces méthodes permettent ainsi une séparation plus précise entre les composants utiles du signal et les différentes sources de bruit.

Dans ce contexte, ce mémoire s'intéresse au débruitage des signaux ECG contaminés par deux types de bruit : le bruit gaussien additif (AWGN) et la dérive de la ligne de base (BW). Pour le cas de bruit AWGN l'approche est basée sur la transformée en ondelettes discrète associée au seuillage universel de Donoho (Universal Threshold). Afin d'améliorer davantage les performances de débruitage du bruit gaussien additif, un filtre de Wiener est intégré à la chaîne de traitement. Concernant l'atténuation du bruit BW, l'approche supprime un nombre

restreint de coefficients d'approximation de la DWT afin de préserver la morphologie du signal ECG. Plusieurs familles d'ondelettes sont étudiées et comparées afin d'identifier celle offrant le meilleur compromis entre la réduction du bruit et la préservation des caractéristiques morphologiques du signal ECG.

Les expérimentations sont réalisées dans l'environnement MATLAB, à partir d'enregistrements issus de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, référence internationale en traitement des signaux électrocardiographiques. Les performances de l'approche sont évaluées à l'aide d'indicateurs quantitatifs, tels que l'amélioration du rapport signal-sur-bruit (SNR improvement), l'erreur quadratique moyenne (MSE) pour les signaux synthétiques, ainsi que par une analyse qualitative fondée sur l'inspection visuelle des signaux reconstruits.

Ce mémoire est organisé en quatre chapitres :

- ✓ Le premier chapitre présente des généralités sur le système cardiovasculaire, le signal ECG, ses principales composantes ainsi que les différents types de bruits susceptibles d'altérer sa qualité.
- ✓ Le deuxième chapitre est consacré à la présentation de la transformée en ondelettes, notamment la transformée en ondelettes continues (CWT) , la transformée en ondelettes discrètes, l'analyse multi-résolution, l'approche de Mallat, ainsi que les familles d'ondelettes.
- ✓ Le troisième chapitre expose l'approche de débruitage proposée. Tout d'abord, il présente le principe de débruitage de l'AWGN à l'aide de la transformée en ondelettes discrète (DWT) combinée au filtre de Wiener ; ensuite, il détaille la méthode de réduction de la dérive de la ligne de base (Baseline Wander).
- ✓ Le quatrième chapitre présente la mise en œuvre de l'approche sous MATLAB ainsi que les résultats expérimentaux obtenus sur les signaux de la base MIT-BIH Arrhythmia Database. Les performances de l'approche DWT-Wiener seront évaluées à la fois par des critères quantitatifs, comme le rapport signal sur bruit de sortie (SNR) et le (MSE), et par des critères qualitatifs utilisant une inspection visuelle. Cette étude vise à déterminer la famille d'ondelettes la mieux adaptée au traitement des signaux ECG.

CHAPITRE I

Anatomie, électrophysiologie et analyse du signal ECG

Introduction

Le cœur, en association avec le système vasculaire, constitue le système cardiovasculaire, considéré comme l'un des systèmes les plus vitaux du corps humain. Sa fonction principale est d'assurer la circulation continue du sang dans l'ensemble de l'organisme, permettant ainsi d'apporter aux organes, aux tissus et aux cellules l'oxygène et les nutriments nécessaires, tout en contribuant à la régénération des tissus cellulaires [1].

Le cœur est l'élément central de ce système. C'est un muscle qui agit comme une pompe, propulsant le sang à travers deux types de vaisseaux sanguins : les artères et les veines. À chaque battement, le sang est éjecté pour suivre un circuit à sens unique dans le corps, avant de revenir au cœur et de répéter ce processus en boucle. Ce mouvement permanent engendre une contraction rythmique continue du muscle cardiaque, reflétant la capacité de l'organisme à maintenir ses fonctions vitales [2].

Le fonctionnement du cœur repose sur une succession chronologique d'événements mécaniques et électriques complexes, organisés de manière dynamique. L'activité électrique du cœur est liée aux variations du potentiel électrique des cellules spécialisées, qu'il s'agisse de celles responsables de la contraction ou de celles impliquées dans l'automatisme et la conduction des influx nerveux. Cette activité est enregistrée à l'aide d'électrodes placées à la surface de la peau. Sa représentation sur papier est appelée électrocardiogramme (ECG), réalisé à l'aide d'un appareil spécifique appelé électrocardiographe [1][2].

Ce chapitre vise à fournir une vue d'ensemble concise de l'électrophysiologie cardiaque. Il débute par une présentation des aspects anatomiques du cœur, en mettant l'accent sur ses caractéristiques musculaires ainsi que sur la structure de ses quatre cavités principales. Ensuite, les mécanismes spécifiques de transmission des potentiels d'action à travers le muscle cardiaque, responsables de la succession régulière des contractions, sont abordés. Le chapitre traite également des différents types de bruits pouvant affecter le signal ECG, avant de se conclure par une brève présentation de certaines pathologies susceptibles d'affecter le cœur.

I.1 Anatomie du cœur

Le cœur est un organe musculaire creux qui agit comme une pompe pour assurer la circulation du sang dans tout le corps. Il permet l'apport d'oxygène et de nutriments nécessaires aux tissus et aux cellules, ainsi que l'élimination des déchets métaboliques et du dioxyde de carbone par les poumons et les reins [3]. Le cœur est situé dans la cage thoracique, entre les poumons et au-dessus du diaphragme. Il possède une forme conique inversée et constitue l'organe principal du système cardiovasculaire. [3][4]

Le cœur est composé de quatre cavités : deux oreillettes situées dans la partie supérieure et deux ventricules dans la partie inférieure. Les oreillettes sont reliées aux ventricules par un tissu fibreux non conducteur assurant une isolation électrique entre ces structures [5]. Les parois des oreillettes sont relativement minces car elles servent principalement de réservoirs sanguins avant le passage du sang vers les ventricules, tandis que les parois ventriculaires sont plus épaisses en raison de leur rôle essentiel dans le pompage du sang vers la circulation pulmonaire et systémique.

Le cœur est également divisé en deux parties : le cœur droit, qui assure la circulation pulmonaire en transportant le sang pauvre en oxygène vers les poumons, et le cœur gauche, qui distribue le sang oxygéné à l'ensemble du corps [6]. Le muscle cardiaque, appelé myocarde, fonctionne grâce à des contractions rythmiques contrôlées par le système nerveux végétatif, permettant ainsi au cœur de pomper quotidiennement de grandes quantités de sang [5].

I.2 Le battement cardiaque

Le cycle cardiaque, ou battement cardiaque, correspond à une succession d'événements mécaniques et électriques assurant la circulation du sang dans le cœur. Il se compose de deux phases principales : la systole, correspondant à la contraction et à l'éjection du sang, et la diastole, correspondant au relâchement et au remplissage des cavités cardiaques [3][4].

Au cours de ce cycle, le sang passe des veines vers les oreillettes lors de la relaxation, puis vers les ventricules à travers les valves auriculo-ventriculaires. La contraction auriculaire complète le remplissage ventriculaire, suivie de la contraction des ventricules qui éjectent le sang vers les poumons et le reste de l'organisme. La fermeture et l'ouverture des valves sont déterminées par les variations de pression dans les cavités cardiaques, produisant les bruits cardiaques caractéristiques [7].

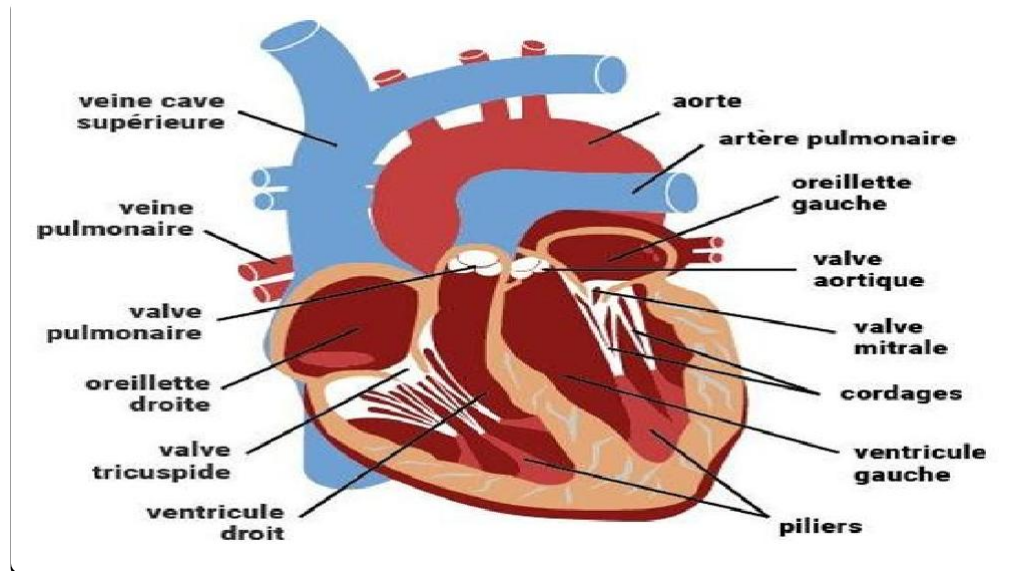


Fig.I.1 Schéma général de l'anatomie du cœur

Cette activité est contrôlée par un système de conduction électrique intrinsèque, initié par le nœud sino-auriculaire (SA), et relayé par le nœud auriculo-ventriculaire (AV), le faisceau de His et les fibres de Purkinje, assurant une contraction synchronisée du muscle cardiaque et à l'origine du signal ECG [3][4]

I.3 Le fonctionnement électrique du cœur

Le fonctionnement électrique du cœur repose sur un système de conduction intrinsèque qui génère et propage des impulsions électriques responsables de la contraction coordonnée du muscle cardiaque. Cette activité débute au niveau du nœud sino-auriculaire (SA), considéré comme le pacemaker naturel du cœur, qui initie l'influx électrique à un rythme régulier [8].

L'influx se propage ensuite à travers les oreillettes, provoquant leur dépolarisation et leur contraction, puis atteint le nœud auriculo-ventriculaire (AV), où il subit un léger ralentissement permettant le remplissage complet des ventricules [9]. Après cela, le signal électrique est transmis au faisceau de His, qui se divise en branches droite et gauche, puis aux fibres de Purkinje, assurant une propagation rapide et synchronisée dans les ventricules [10].

Cette séquence de conduction électrique entraîne la dépolarisation puis la contraction des ventricules, suivie de leur repolarisation, ce qui permet le pompage efficace du sang vers la circulation pulmonaire et systémique. L'ensemble de ces phénomènes électriques constitue la base du signal électrocardiographique (ECG), utilisé pour analyser l'activité cardiaque [11].

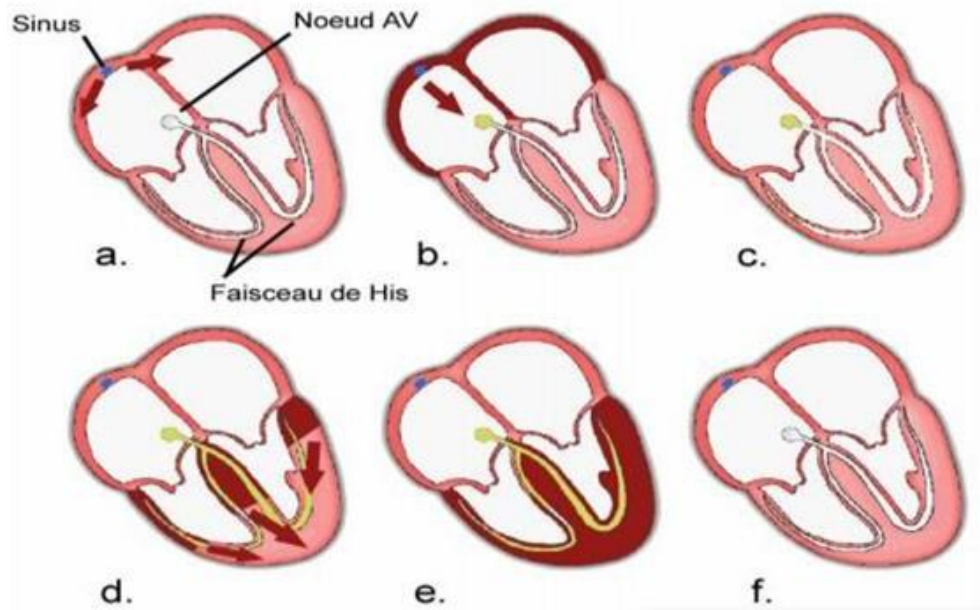


Fig.I.2 Chemin d'impulsion électrique dans le cœur.

I.4 L'électrocardiographie

L'électrocardiographie est une technique permettant d'enregistrer les activités électriques du cœur à travers la peau. Chaque phase du cycle cardiaque correspond à un phénomène électrique spécifique lié à la contraction des oreillettes et des ventricules.

Les premières études remontent à la fin du XIXe siècle, lorsque Wheeler a démontré en 1887 que les variations du potentiel électrique du cœur pouvaient être détectées à la surface du corps. Par la suite, les avancées majeures ont été réalisées en 1901 avec l'invention du galvanomètre à cordes par Wilhelm Einthoven, ce qui a permis d'obtenir les premiers enregistrements électrocardiographiques. Ce dernier a été récompensé par le prix Nobel de médecine en 1924 pour ses contributions dans ce domaine.[12]

Aujourd'hui, un électrocardiographe moderne est constitué de plusieurs électrodes placées sur le corps du patient selon une configuration précise. Ces électrodes captent les signaux électriques du cœur, qui sont ensuite amplifiés à l'aide d'un amplificateur, traités par un système d'acquisition, puis affichés ou enregistrés sous forme de tracés exploitables pour l'analyse médicale.[13]

I.5 Les dérivations

Les dérivations de l'ECG permettent d'enregistrer les différences de potentiel électrique du cœur à l'aide d'électrodes placées sur le corps.

Un ECG standard comprend 12 dérivations :

- Dérivations périphériques
- Dérivations précordiales. [14]

I.5.1 Les dérivations périphériques

- Analysent l'activité électrique dans le plan frontal.
- Se divisent en :
 - Dérivations bipolaires (Einthoven) : DI, DII, DIII, basées sur la mesure entre deux électrodes [15].
 - Dérivations unipolaires augmentées (Goldberger) : aVR, aVL, aVF, avec amplification du signal par rapport à une référence. [16]

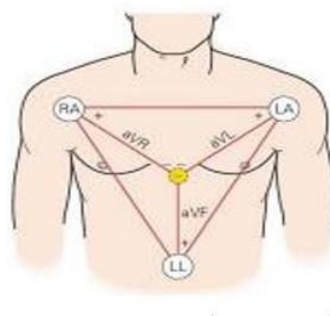


Fig.I.3 . Dérivations périphériques unipolaires et bipolaires.

I.5.2 Les dérivations précordiales

- Placées sur la poitrine (V1 à V6).
- Permettent d'examiner l'activité électrique dans le plan horizontal.

- Position des électrodes standardisée pour capter le signal sous différents angles du cœur. [16]

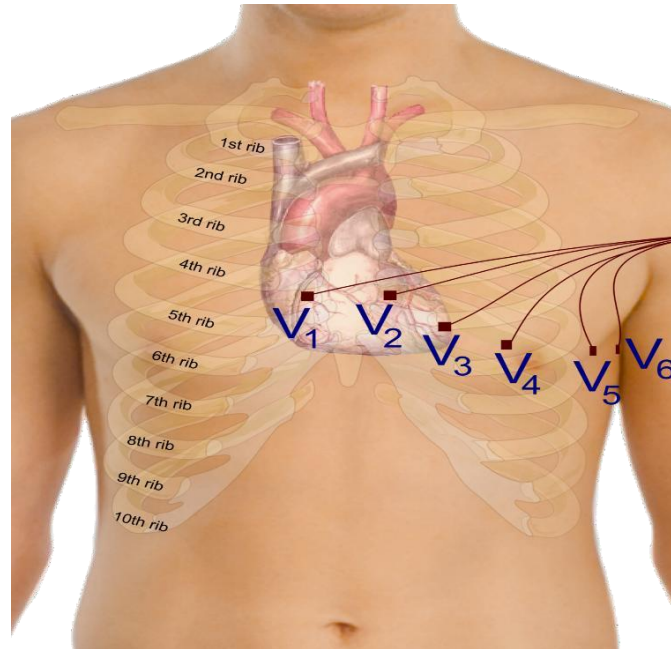


Fig.I.4 La position des électrodes pour les dérivations précordiales.

I.6 L'Électrocardiogramme (ECG)

L'électrocardiogramme (ECG) est une représentation graphique de l'activité électrique du cœur, résultant des phénomènes de stimulation et de propagation de l'influx cardiaque. Il constitue un examen médical largement utilisé en raison de son caractère non invasif, rapide, peu coûteux et sans risque, permettant d'obtenir des résultats en un temps court [15].

Le signal ECG présente une bande de fréquences comprise entre 0,05 et 100 Hz, avec une amplitude généralement faible variant de quelques microvolts à quelques millivolts. Il est considéré comme un signal non stationnaire nécessitant une fréquence d'échantillonnage comprise entre 250 et 500 Hz pour une analyse correcte [15].

Ce signal est caractérisé par une succession d'ondes (P, QRS, T) ainsi que par des intervalles et segments (RR, PR, QT, ST) qui fournissent des informations importantes sur la conduction électrique du cœur. Toute modification de ces paramètres peut indiquer la présence d'une anomalie cardiaque [17].

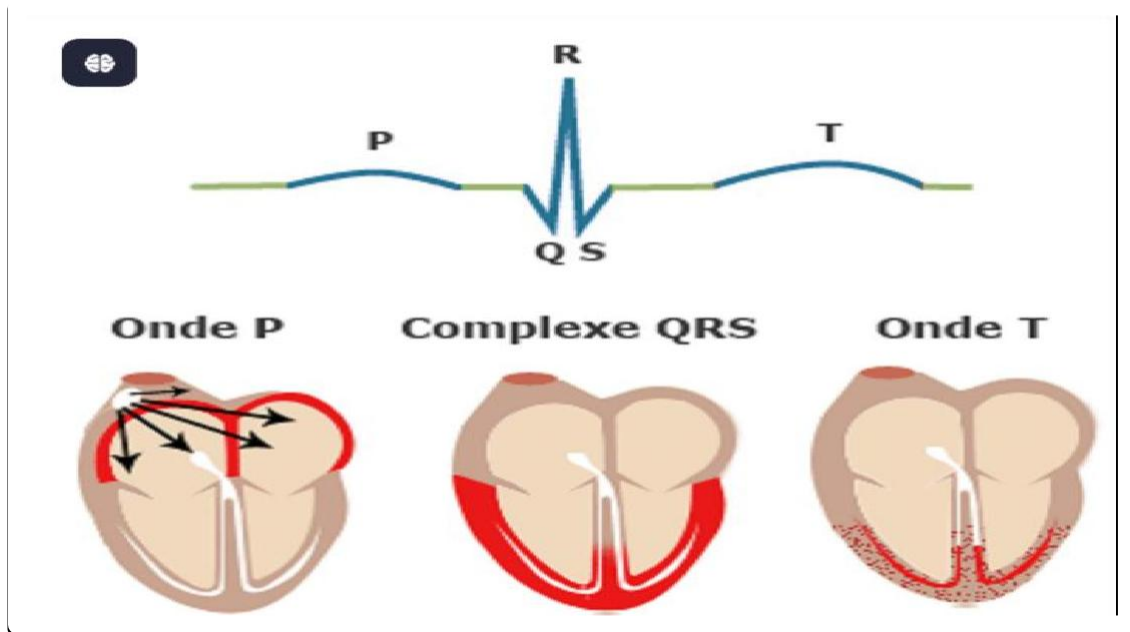


Fig.I.5 Représentation des ondes de l'ECG (onde P, complexe QRS et onde T) associées à l'activité électrique du cœur.

I.7 Les ondes et les intervalles de l'ECG

I.7.1 Les ondes de l'ECG

L'activité électrique du cœur est générée par des cellules spécialisées capables de produire et de propager des variations de potentiel électrique. Ces phénomènes se traduisent à la surface du corps sous forme d'ondes enregistrées par des électrodes.[18]

Sur le tracé ECG, la ligne isoélectrique représente l'absence d'activité électrique. Les déflexions au-dessus de cette ligne sont positives, tandis que celles situées en dessous sont négatives. Le signal ECG est constitué d'ondes qui se répètent à chaque cycle cardiaque.[18]

Onde P : L'onde P correspond à la dépolarisation des oreillettes. Elle est de faible amplitude, arrondie et positive.

Complexe QRS : Le complexe QRS traduit la dépolarisation des ventricules. Il présente une amplitude élevée et une.

Onde T : L'onde T correspond à la repolarisation des ventricules. Elle est généralement positive et de forme progressive.

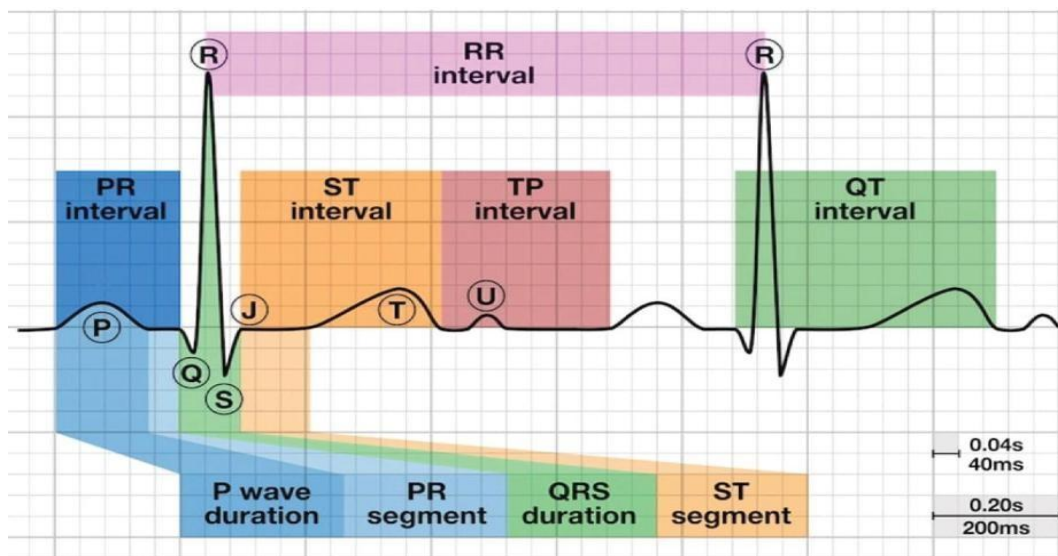


Fig.I.6 Représentation des ondes de l'ECG (onde P, complexe QRS et onde T) associées à l'activité électrique du cœur.

I.7.2 Les intervalles temporels de l'ECG

Le signal ECG comprend également des intervalles et segments importants pour l'analyse de la conduction cardiaque.[19]

Intervalle PR : Il correspond au temps de conduction entre les oreillettes et le début de l'activation ventriculaire.[19]

Complexe QRS : Il représente la dépolarisation ventriculaire et constitue un élément essentiel du diagnostic.[19]

Intervalle QT : Il correspond à la durée totale de l'activité électrique ventriculaire.

Segment ST : Il représente la phase où les ventricules sont complètement dépolarisés et est normalement isoélectrique.

Intervalle RR : Il correspond au temps entre deux battements successifs et permet de calculer la fréquence cardiaque.

Tab.I.1: Tableau des valeurs normales de l'ECG

II Paramètre	Valeurs normales
Fréquence cardiaque	60 – 100 bpm
Onde P	Durée < 120 ms ; amplitude < 2.5 mm
Intervalle PR	120 – 200 ms
Complexe QRS	Durée < 120 ms
Intervalle QT	Dépend de la fréquence cardiaque ; QTc < 440 ms (hommes) ; QTc < 460 ms (femmes)
Segment ST	Isoélectrique (≈ 0)
Intervalle RR	Régulier en rythme sinusal normal
Axe électrique du cœur	Entre -30° et $+90^\circ$

Le tableau présente les principales valeurs normales des paramètres électrocardiographiques chez un adulte sain. Il regroupe les caractéristiques essentielles des ondes, des intervalles et des segments de l'ECG, ainsi que certains paramètres globaux tels que la fréquence cardiaque et l'axe électrique du cœur. Ces valeurs servent de référence pour l'interprétation du tracé ECG et permettent de détecter d'éventuelles anomalies de conduction, de rythme ou de morphologie cardiaque. Toute déviation par rapport à ces normes peut être le signe d'une pathologie cardiovasculaire nécessitant une analyse clinique approfondie.

II.1 Le rythme cardiaque normal

Le rythme cardiaque est une notion qualitative qui décrit la régularité et l'origine de l'activité électrique du cœur. Il peut varier sous l'influence de facteurs physiologiques tels que l'effort physique, les émotions ou l'état général de l'organisme [20].

Dans des conditions normales, le rythme est dit sinusal, car il est initié par le nœud sino-auriculaire. Il se caractérise par la présence d'une onde P précédant chaque complexe QRS, ainsi que par une morphologie constante des ondes sur le tracé ECG [20].

Un rythme cardiaque est considéré comme régulier lorsque les intervalles R–R restent constants tout au long de l'enregistrement, avec des complexes QRS similaires. Toute perturbation de cette régularité peut indiquer une anomalie du rythme cardiaque [20].

II.2 La fréquence cardiaque

La fréquence cardiaque correspond au nombre de battements du cœur par minute, c'est-à-dire au nombre de systoles ventriculaires sur une durée donnée. Elle varie en fonction de plusieurs facteurs physiologiques tels que l'âge, la respiration, l'activité physique et la position du corps [21].

Chez un adulte sain au repos, la fréquence cardiaque normale se situe entre 60 et 100 battements par minute. Une fréquence supérieure à 100 bpm est appelée tachycardie, tandis qu'une fréquence inférieure à 60 bpm est appelée bradycardie [21].

II.3 La variabilité de la fréquence cardiaque (VFC)

La variabilité de la fréquence cardiaque (VFC) représente les fluctuations des intervalles entre deux battements cardiaques successifs. Elle reflète l'équilibre entre les activités des systèmes nerveux sympathique et parasympathique agissant sur le nœud sino-auriculaire [22].

La VFC est influencée par plusieurs facteurs liés au mode de vie, tels que l'activité physique, les habitudes alimentaires, le sommeil et le tabagisme. Une diminution de la VFC est généralement associée à un risque accru de maladies cardiovasculaires, notamment l'hypertension artérielle, et peut constituer un indicateur prédictif de la mortalité et de l'état de santé général [22].

Ainsi, l'analyse de la VFC représente un outil important en pratique médicale et en santé publique, permettant d'évaluer et de prédire les risques cardiométaboliques liés au mode de vie [22].

II.4 Enregistrement ambulatoire de l'ECG (Holter ECG)

L'électrocardiogramme (ECG) standard est un examen de courte durée qui ne permet d'enregistrer l'activité électrique du cœur que sur quelques secondes ou minutes, ce qui limite la détection des anomalies cardiaques intermittentes [23]. L'ECG de repos peut néanmoins contribuer au diagnostic de certaines pathologies, notamment l'infarctus du myocarde. Cependant, de nombreuses pathologies cardiaques, en particulier les troubles du rythme et de la conduction, apparaissent de manière sporadique et peuvent ne pas être détectées lors d'un

enregistrement court. Pour pallier cette limitation, l'enregistrement ambulatoire de l'ECG a été développé, notamment sous forme de l'Holter ECG.[23]

L'Holter ECG est un dispositif portable permettant l'enregistrement continu de l'activité électrique du cœur pendant une durée prolongée, généralement de 24 heures ou plus. Il peut utiliser plusieurs configurations d'enregistrement, généralement 2 à 3 canaux, selon les besoins cliniques, et parfois jusqu'à 12 dérivations ECG. Le système repose sur des électrodes placées sur la peau du patient, permettant l'enregistrement du signal cardiaque pendant les activités quotidiennes normales [24].

Toutefois, les enregistrements Holter peuvent contenir divers artefacts et bruits liés aux mouvements du patient, aux variations de contact des électrodes ou aux conditions d'enregistrement, ce qui rend l'analyse du signal plus complexe et nécessite des méthodes avancées de traitement du signal pour améliorer la qualité des données enregistrées [24, 12]. Parmi ces méthodes, le filtrage morphologique utilisant des opérateurs de morphologie mathématique a démontré son efficacité pour la suppression des bruits du signal ECG [12].

II.5 Types de bruits affectant dans le signal ECG

Le signal électrocardiographique (ECG) est souvent contaminé par différents types de bruit qui peuvent affecter la précision du diagnostic. Ces bruits proviennent de sources physiologiques, d'interférences environnementales ainsi que des conditions d'acquisition. Par conséquent, les étapes de prétraitement et de débruitage sont essentielles avant toute analyse du signal ECG [25, 26].

II.5.1 Dérive de la ligne de base (Baseline Wander - BW)

La dérive de la ligne de base (BW) est un bruit basse fréquence qui se superpose au signal ECG, généralement causé par les mouvements respiratoires, un mauvais contact des électrodes ou les mouvements du patient : [31]

$$y(t)=x(t)+b(t)$$

Où :

- $x(t)$: signal ECG
- $b(t)$: dérive lente

Cette dérive est généralement liée aux mouvements respiratoires et peut être assimilée à une composante quasi-statique [26], [27].

➤ **Caractéristiques**

- Fréquence : < **0.5 Hz** ou **0.6 Hz**
- Nature : lente, quasi périodique
- Corrélée au mouvement respiratoire

➤ **Effets :**

- Décalage du signal
- Erreur dans la détection des segments ST

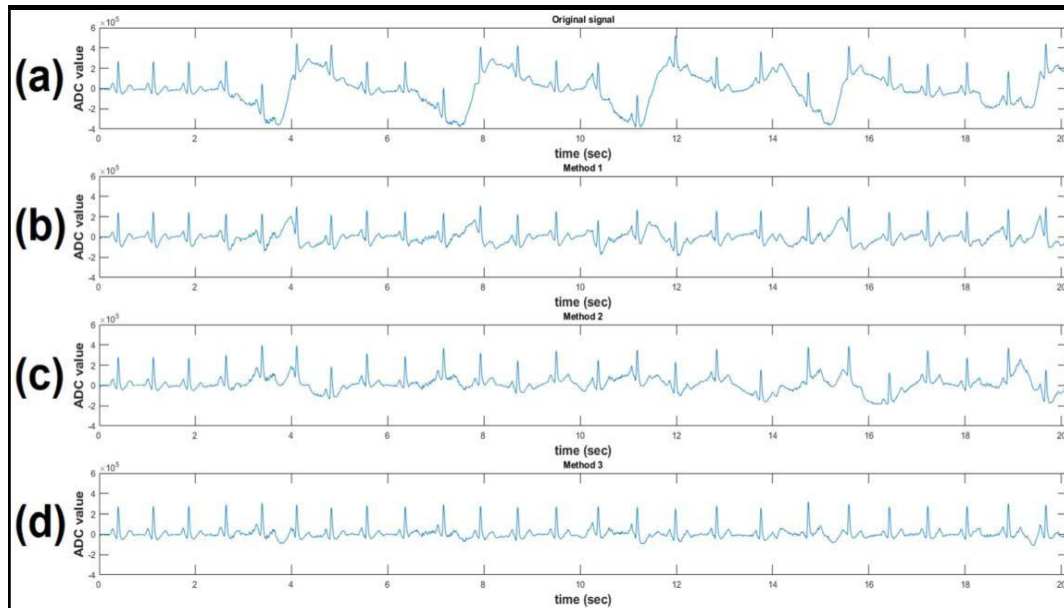


Fig.I.7 Effet de la dérive de base sur le signal électrocardiographique

II.5.2 Interférence du réseau électrique (Power Line Interference - PLI)

Ce bruit peut être modélisé comme une sinusoïde parasite ajoutée au signal :

$$y(t)=x(t)+A\sin[f_0](2\pi ft)$$

- $f=50$ Hz ou 60 Hz
- A: amplitude du bruit

Il est causé par le couplage électromagnétique entre le système d'acquisition et les sources d'alimentation électrique [26], [28].

➤ **Caractéristiques**

- Fréquence fixe : 50 Hz (Europe/Algeria) ou 60 Hz (USA)
- Signal périodique
- Facilement identifiable en fréquence

➤ **Effets**

- Superposition d'une oscillation parasite

- Perturbation du spectre fréquentiel

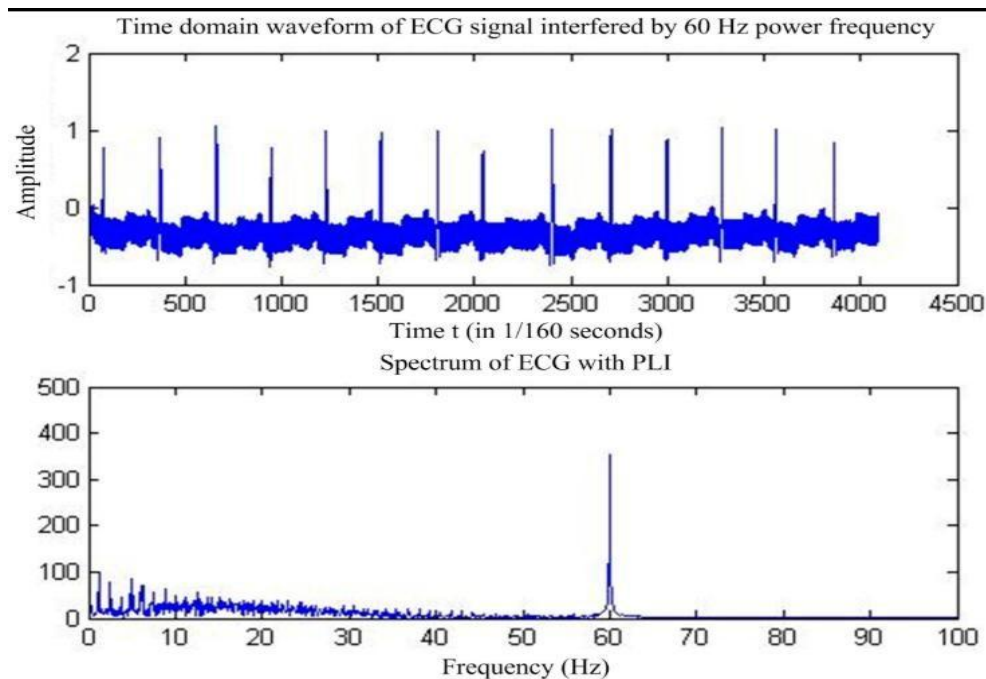


Fig.I.8 Présence d'un bruit sinusoïdal à 60 Hz dû au réseau électrique

II.5.3 Bruit musculaire (EMG)

Le bruit musculaire est un signal aléatoire généré par l'activité électrique des muscles, souvent modélisé comme un processus non stationnaire :

$$y(t)=x(t)+m(t)$$

Où : $m(t)$: bruit musculaire

Ce bruit est complexe car il partage une partie du spectre fréquentiel avec l'ECG [25, 26].

➤ Caractéristiques

- Bande de fréquence : **10 – 500 Hz**
- Nature : aléatoire, non stationnaire

➤ Effets

- Masquage des complexes QRS
- Difficulté de filtrage

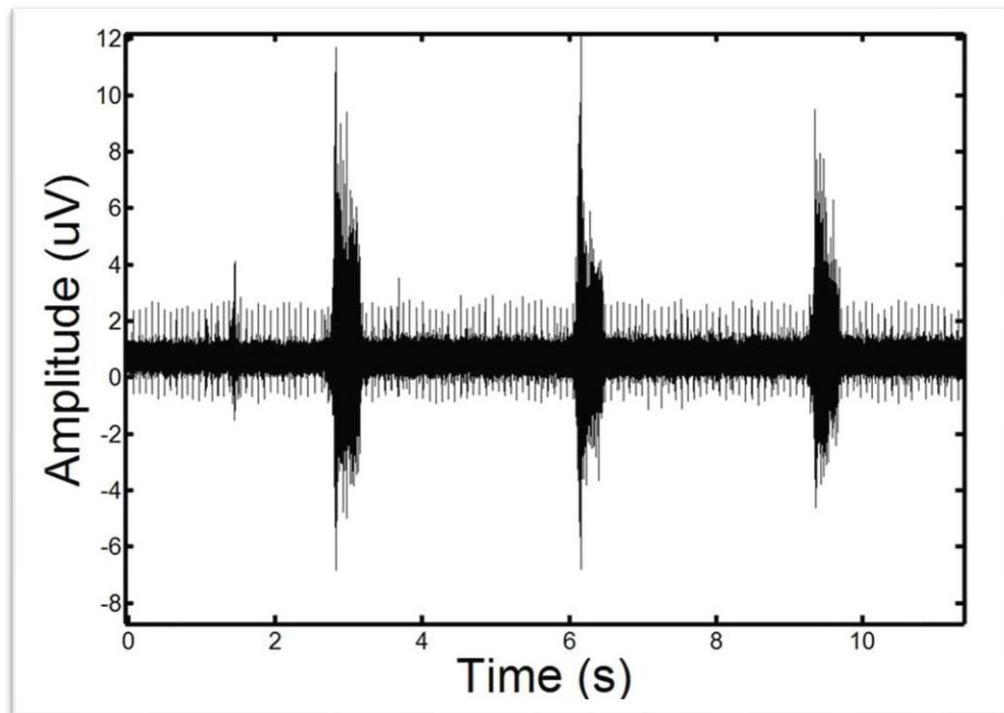


Fig.I.9 Signal ECG contaminé par le bruit musculaire (EMG) à haute fréquence

II.5.4 Bruit gaussien (Additive White Gaussian Noise - AWGN)

Le bruit gaussien additif (AWGN) est un modèle mathématique largement utilisé pour représenter les perturbations aléatoires dans les systèmes électroniques. Il est dit **additif** car il s'ajoute directement au signal utile, et **gaussien** car son amplitude suit une distribution normale (loi de Gauss) [25, 29].

Le bruit AWGN peut être modélisé par :

$$y(t)=x(t)+n(t)$$

Où :

- $x(t)$: signal ECG original
- $n(t)$: bruit gaussien aléatoire

Le terme “**white**” (blanc) signifie que ce bruit possède une **densité spectrale de puissance constante** sur toutes les fréquences, ce qui implique qu’il affecte uniformément tout le spectre du signal [25].

➤ Caractéristiques

- Distribution : **gaussienne (normale)**
- Moyenne : généralement nulle

- Spectre : large (white noise)
- Nature : aléatoire et non corrélée

➤ **Sources**

- Bruit thermique des composants électroniques
- Capteurs biomédicaux
- Transmission des signaux

➤ **Effets**

- Réduction du **rapport signal/bruit (SNR)**
- Dégradation globale du signal
- Difficulté de détection des caractéristiques fines

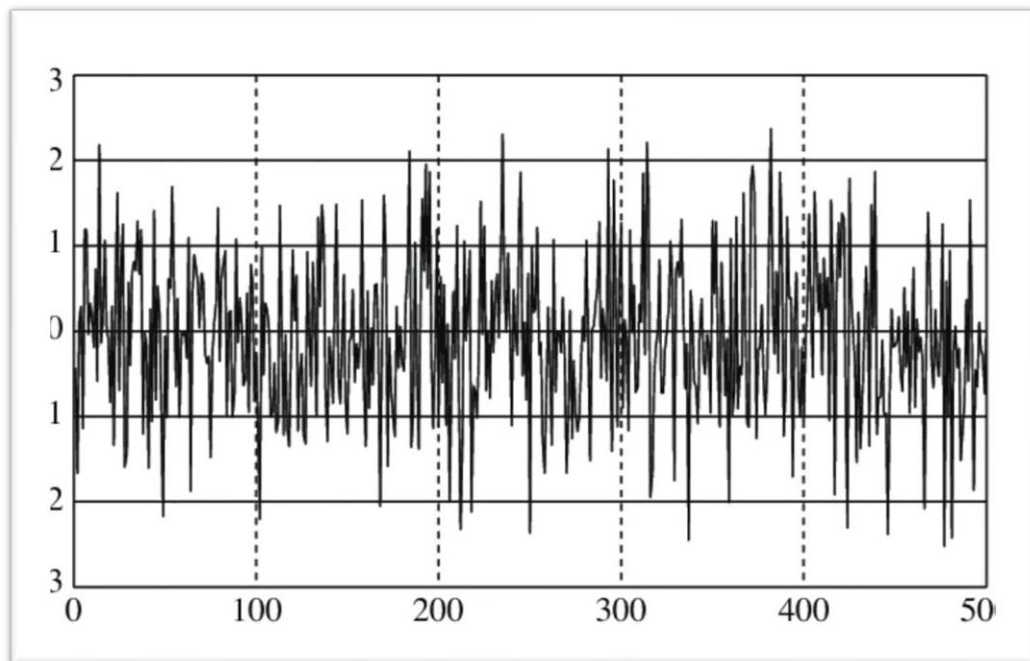


Fig.I.10 Trajectoire d'un bruit blanc gaussien de moyenne nulle et variance unitaire

II.5.5 Artefacts de mouvement des électrodes

Ces artefacts peuvent être modélisés comme une variation transitoire ou lente du signal due à une variation de l'impédance électrode-peau :

$$y(t)=x(t)+e(t)$$

Où :

- $e(t)$: perturbation liée au mouvement

Ils sont souvent non linéaires et difficiles à modéliser précisément [26, 27].

➤ **Caractéristiques :**

- Non stationnaire
- Amplitude variable
- Comportement imprévisible

➤ **Effets :**

- Distorsion importante
- Faux signaux

II.5.6 Tableau comparatif des types de bruit dans le signal

Type de bruit	Modèle mathématique	Bande de fréquence	Nature	Source principale	Effets sur l'ECG
Baseline Wander (BW)	$y(t) = x(t) + b(t)$	< 0.5 Hz	Lent, quasi-périodique	Respiration, mouvement du patient	Décalage de la ligne de base, erreur d'interprétation du segment ST
Power Line Interference (PLI)	$y(t) = x(t) + A \sin(2\pi ft)$	50 / 60 Hz	Périodique, sinusoïdal	Réseau électrique	Oscillation parasite, perturbation fréquentielle masquant les ondes P et T
Bruit musculaire (EMG)	$y(t) = x(t) + m(t)$	10 – 500 Hz	Aléatoire, non stationnaire	Activité musculaire	Masquage du complexe QRS, distorsion morphologique
Bruit gaussien additif (AWGN)	$y(t) = x(t) + n(t)$	Large bande (white noise)	Aléatoire, stationnaire	Capteurs, circuits électroniques	Diminution du rapport signal sur bruit (SNR), dégradation globale
Artefacts de mouvement	$y(t) = x(t) + e(t)$	Variable	Non stationnaire, impulsif	Mouvement des électrodes	Distorsion sévère, apparition de faux signaux, erreurs de détection

II.6 Les pathologies cardiaques

Les pathologies cardiaques regroupent l'ensemble des dysfonctionnements affectant le cœur. Elles peuvent être causées par une anomalie dans la génération de l'influx électrique (en dehors du nœud sinusal) ou par un trouble de sa conduction. L'analyse du signal ECG, notamment à travers l'enregistrement Holter, constitue un outil essentiel pour le diagnostic et

le suivi de ces maladies. Les pathologies sont généralement classées selon leurs manifestations sur l'ECG, en comparaison avec le rythme sinusal normal [30].

II.6.1 Extrasystole ventriculaire (ESV)

L'extrasystole ventriculaire, également appelée contraction ventriculaire prématurée (PVC), est une arythmie fréquente, particulièrement chez les sujets âgés. Elle résulte d'une dépolarisation prématurée anormale du ventricule. Sur l'ECG, elle se caractérise par l'absence d'onde P précédant le complexe QRS, ainsi qu'un élargissement de ce dernier. Les ESV peuvent être asymptomatiques ou provoquer des palpitations [32], [33].

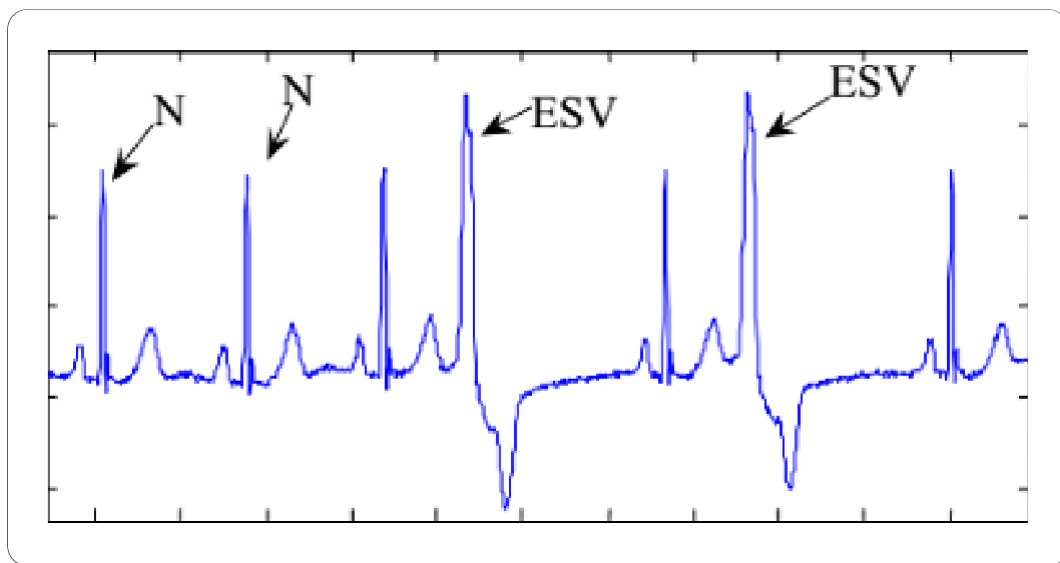


Fig.I.11 Signal ECG d'un patient présentant des ESV.

II.6.2 Fibrillation ventriculaire

La fibrillation ventriculaire est une arythmie grave caractérisée par une activité électrique rapide, désorganisée et inefficace des ventricules. Elle empêche le cœur d'assurer sa fonction de pompe, ce qui entraîne une interruption de la circulation sanguine et peut conduire à une mort subite en l'absence d'intervention rapide. Sur l'ECG, elle se manifeste par l'absence de complexes QRS et la présence d'ondes irrégulières [32], [33].

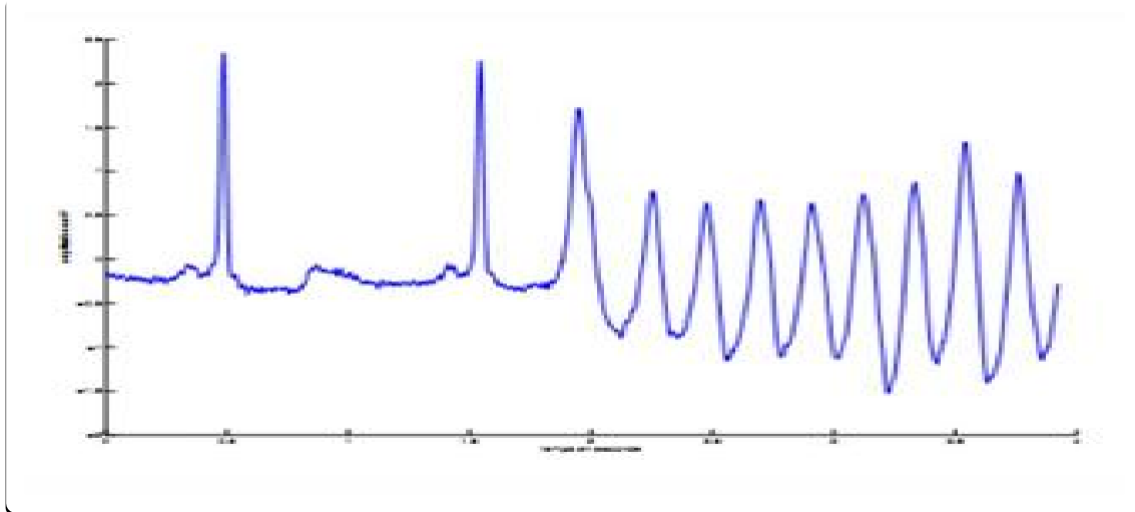


Fig.I.12 Fibrillation ventriculaire

II.6.3 Flutter auriculaire

Le flutter auriculaire est un trouble du rythme caractérisé par une activité auriculaire rapide (supérieure à 240 battements/min). Sur l'ECG, il se manifeste par des ondes en « dents de scie » appelées ondes F. La conduction auriculo-ventriculaire est souvent partielle (2/1 ou 3/1) [32], [33].

II.6.4 Fibrillation auriculaire

La fibrillation auriculaire est une arythmie caractérisée par un rythme auriculaire totalement irrégulier. Elle se traduit sur l'ECG par l'absence d'ondes P et la présence d'une activité électrique désorganisée. Cette pathologie est fréquente chez les personnes âgées et peut augmenter le risque de complications cardiovasculaires [32], [33].

II.6.5 Tachycardie

La tachycardie correspond à une augmentation de la fréquence cardiaque au-delà de 100 battements par minute. Elle peut être d'origine auriculaire ou ventriculaire et être régulière ou irrégulière selon le type d'arythmie [34].

II.6.6 La bradycardie

La bradycardie est un trouble du rythme cardiaque, qui se caractérise par un rythme cardiaque trop lent dont la fréquence est inférieure à 60 bpm. Elle peut être d'origine sinusale, jonctionnelle, ou ventriculaire. Ceci est déterminé en fonction de la source de l'impulsion électrique [35].

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les notions fondamentales relatives au signal électrocardiographique (ECG), en abordant l'anatomie et le fonctionnement électrique du cœur, ainsi que les caractéristiques morphologiques du signal et ses principaux paramètres diagnostiques. Nous avons également décrit les différentes méthodes d'acquisition de l'ECG, notamment l'enregistrement ambulateur de type Holter, ainsi que certaines pathologies cardiaques pouvant être identifiées à partir de l'analyse du tracé électrocardiographique.

Nous avons ensuite mis en évidence les principales sources de bruit susceptibles d'altérer la qualité du signal ECG, telles que la dérive de la ligne de base, les interférences du réseau électrique, le bruit musculaire (EMG) et le bruit gaussien additif (AWGN). Ces perturbations peuvent compromettre l'extraction des caractéristiques diagnostiques essentielles du signal, notamment la détection précise des complexes QRS, des segments ST et des intervalles PR, affectant ainsi la fiabilité des analyses cliniques.

Afin de surmonter ces difficultés, le recours à des techniques de traitement adaptées aux signaux non stationnaires constitue une étape préalable indispensable à toute analyse fiable. Dans ce contexte, notre travail s'intéresse au débruitage des signaux ECG à l'aide d'une approche basée sur la transformée en ondelettes, le seuillage adaptatif et le filtrage de Wiener, dans le but d'améliorer la qualité du signal tout en préservant ses caractéristiques morphologiques essentielles au diagnostic.

Le chapitre suivant exposera les fondements théoriques de ces approches : la transformée en ondelettes discrète et l'analyse multi-résolution, les stratégies de seuillage adaptatif, ainsi que le filtrage de Wiener appliqué au débruitage du signal ECG.

Bibliographie

- [1] L. S. Lilly, "Pathophysiology of heart disease a collaborative project of medical students and faculty," Philadelphia, Pa: Wolters Kluwer, 2016.
- [2] S. Gamouri, "Analyse et Interprétation du Signal ECG," Mémoire/Thèse, Université Badji Mokhtar-Annaba (UBMA), Annaba, Algérie.
- [3] Laid, Z. Daraoui, A. : filtrage adaptatif du signal électrocardiographique (ECG). Mémoire De Master (2014).

- [4] Tarek, A. : Analyse du signal ECG par les ondelettes. Doctoral dissertation, Université Badji Mokhtar de Annaba (2008).
- [5] R. Rhoades, and D. R. Bell, "Medical physiology: Principles for clinical medicine," Philadelphia: Wolters Kluwer, 2018
- [6] Tchiotsop, D. : Modélisations polynomiales des signaux ECG. Applications a la compression. Doctoral dissertation, Université de Nancy (2007).
- [7] Abdelliche, F : Contribution au diagnostic des signaux electrocardiographiques En utilisant les concepts des fractales. Doctoral dissertation. Université de Constantine (2011).
- [8] Hall JE, Hall ME. Guyton and Hall textbook of medical physiology. 14th ed. Philadelphia (PA): Elsevier; 2020. 1136 p.
- [9] Koeppen BM, Stanton BA. Berne & Levy physiology. 7th ed. Philadelphia (PA): Elsevier; 2018.
- [10] StatPearls. Cardiac electrophysiology. In: StatPearls [Internet]. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing; 2024 [cited 2026 May 25]. Available from: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/>
- [11] Betts JG, Young KA, Wise JA, Johnson E, Poe B, Kruse DH, et al. Anatomy and physiology. 2nd ed. Houston (TX): OpenStax, Rice University; 2022.
- [12] Boukhobza, S. debruitage du signal électrocardiogramme (ECG) par les operateurs Morphologies. Mémoire de Master. Université d'Abou bekr Belkaid Tlemcen (2012).
- [13] Sahraoui, H. Zaoui, H. Etude et réalisation d'un dispositif de mesure du signal Electrocardiogramme (ECG). Doctoral dissertation, Université d'Aboubakr Belkaid Tlemcen (2017).
- [14] Boutaa, M. : Analyse et quantification de la corrélation du rythme cardiaque Avec les différentes composantes du signal ECG. Mémoire de magister. Université

De d'Abou bekr Belkaid Tlemcen (2006).

[15] Baakek Yettou, N. E. : modélisation paramétrique et non paramétrique en vue de L'identification de système cardiaque. Doctoral dissertation. Université de d'Abou Bekr Belkaid Tlemcen (2015).

[16] Amri, M. C. : Développement et réalisation d'un électrocardiographe. Mémoire De master. Université de Boumerdas (2017).

[17] Devendra, K. V. Vikash, S. : Removal of Flicker noise from ECG Signal Using Wavelet. International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, 6 (8), pp. 235–239 (2017).

[18] Saritha, C. Sukanya, V. Murthy, Y. N.: ECG signal analysis using wavelet Transforms, Bulg. J. Phys, 35(1), p. 68-77 (2008).

[19] Arbatni K. : Réseaux de neurones appliqués à l'analyse et à la modélisation non Linéaire du signal ECG. : Mémoire de magister. Université de Constantine (2007).

[20] Zidelmal, Z. : Reconnaissance d'arythmies cardiaques par Support Vector Machines (SVMs). Doctoral dissertation, Université Tizi-Ouzou (2012).

[21] MARSAC, J.: Variabilité de la fréquence cardiaque: un marqueur de risque Cardiométaboliques en santé publique. Bulletin de l'Académie nationale de Médecine, 197(1), 175-186 (2013).

[22] Portet, F. : Pilotage d'algorithmes pour la reconnaissance en ligne d'arythmies Cardiaques. Doctoral dissertation. Université Rennes 1(2005).

[23] Galli A, Ambrosini F, Lombardi F. Holter monitoring and loop recorders: from 10 days to 10 years. *Cardiol Clin.* 2015;33(3):337-353.

[24] Kennedy HL. The history, science, and innovations of Holter electrocardiography. *Am J Cardiol.* 2012;110(8):1222-1228.

- [25] Rangayyan RM, Krishnan S. Biomedical signal analysis. 3rd ed. Hoboken (NJ): Wiley-IEEE Press; 2024. 720 p.
- [26] Malghan PG, Hota MK. A review on ECG filtering techniques for rhythm analysis. Res Biomed Eng. 2020;36(2):171-186.
- [27] Lenis G, Pilia N, Loewe A, Schulze WHW, Dössel O. Comparison of baseline wander removal techniques considering the preservation of ST changes in the ischemic ECG: a simulation study. Comput Math Methods Med. 2017; 2017:9295029.
- [28] Shin HS, Jung SJ, Kim JJ, Chung WY. Real time car driver's condition monitoring system. In: Proceedings of IEEE Sensors; 2010 Nov 1-4; Waikoloa, HI. IEEE; 2010. p. 951-954.
- [29] Sameni R, Shamsollahi MB, Jutten C, Clifford GD. A nonlinear Bayesian filtering framework for ECG denoising. IEEE Trans Biomed Eng. 2007;54(12):2172-2185.
- [30] Khezzar ZA, Benzid R. Envelope detection by Shannon energy calculation in DCT domain and DFS-based notch filter for interference mitigation in GNSS receivers. Traitement du Signal. 2022 ;39(3):835-843.
- [31] Dubois, R. : Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection Précoce d'anomalies en électrocardiographie. Doctoral dissertation. Université de Paris 6 (2004).
- [32] L. S. Lilly, "Pathophysiology of heart disease a collaborative project of medical students and faculty," Philadelphia, Pa : Wolters Kluwer, 2016.
- [33] 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.

[34] B. Surawicz, T. K. Knilans, and T. Chou, "Chou's electrocardiography in clinical practice," Philadelphia, PA: Saunders/Elsevier, 2008.

[35] Taouli, S. A. : Analyse de la variabilité de l'intervalle QT et de sa corrélation Avec le rythme cardiaque du signal électrocardiogrammes ECG. Thèse de Doctoral . Université d'Abou bekr Belkaid Tlemcen (2012).

CHAPITRE II.

Transformée en ondelettes et filtrage de filtre de Wiener

Introduction

Le signal électrocardiographique (ECG) représente l'activité électrique du cœur et constitue l'un des outils les plus importants pour le diagnostic et la surveillance des maladies cardiovasculaires. Le signal ECG présente une morphologie caractéristique, composée des ondes P, du complexe QRS et de l'onde T, ce qui permet d'identifier diverses anomalies cardiaques. Cependant, lors de l'acquisition, de la transmission ou du stockage, le signal ECG est souvent contaminé par différents types de bruit tels que la dérive de la ligne de base, les interférences du réseau électrique, le bruit musculaire et le bruit gaussien additif. Ces perturbations peuvent altérer la qualité du signal et compliquer l'extraction d'informations cliniques importantes [1].

Afin d'améliorer la qualité des signaux ECG, plusieurs méthodes de débruitage ont été proposées dans la littérature. Les filtres numériques classiques, notamment les filtres à réponse impulsionnelle infinie (IIR), ont été largement utilisés pour supprimer certains bruits tels que les interférences du réseau électrique et la dérive de la ligne de base. Toutefois, ces méthodes présentent certaines limites liées à la complexité de calcul, aux besoins de mémoire ainsi qu'à leur faible efficacité dans le traitement des signaux non stationnaires [2].

D'autres approches, telles que le filtrage adaptatif, l'analyse en composantes indépendantes (ICA) et l'ajustement polynomial, ont également été proposées pour améliorer les performances du débruitage des signaux ECG. Cependant, ces techniques nécessitent parfois des informations a priori sur le signal ou peuvent introduire des distorsions indésirables dans le signal traité [3].

Le signal ECG étant considéré comme un signal non stationnaire, les méthodes basées sur la transformée en ondelettes discrète (DWT) sont devenues particulièrement efficaces pour le débruitage. La DWT permet une analyse simultanée dans les domaines temporel et fréquentiel, offrant ainsi une meilleure localisation des composantes utiles du signal. Les techniques de seuillage des coefficients d'ondelettes permettent de réduire efficacement le bruit tout en préservant les caractéristiques morphologiques importantes du signal ECG [4].

Par ailleurs, le filtrage de Wiener constitue une méthode statistique performante pour la réduction du bruit. Cette approche repose sur l'estimation du signal utile et du bruit afin de minimiser l'erreur quadratique moyenne et d'améliorer la qualité du signal reconstruit [5].

Dans ce chapitre, nous présentons les principes fondamentaux de la Transformée en ondelettes (Wavelet Transform), les techniques de seuillage adaptatif ainsi que le filtrage de Wiener appliqués au débruitage des signaux ECG.

II.1 Définition d'une ondelette

Une ondelette est une fonction oscillatoire de durée limitée, appelée « petite onde », dont la moyenne est nulle. Elle est localisée à la fois dans le temps et en amplitude, ce qui lui permet de représenter efficacement les variations locales d'un signal. L'analyse par ondelettes consiste à décomposer un signal en versions dilatées et translatées d'une fonction de base appelée ondelette mère.

Contrairement à l'analyse de Fourier, qui repose sur la décomposition des signaux en sinusoides de fréquences différentes, l'analyse par ondelettes utilise des fonctions mieux adaptées aux signaux non stationnaires. En effet, les sinusoides s'étendent de manière infinie dans le temps et présentent un comportement globalement régulier et périodique, tandis que les ondelettes possèdent un support compact et peuvent être irrégulières ou asymétriques.[6]

Grâce à leur bonne localisation temporelle, les ondelettes sont particulièrement efficaces pour l'analyse des signaux présentant des variations brusques ou des discontinuités, car elles permettent une représentation plus précise des caractéristiques locales.

Les ondelettes reposent principalement sur deux paramètres :

- L'échelle (ou dilatation) : elle contrôle l'étirement ou la compression de l'ondelette et est directement liée aux différentes composantes fréquentielles du signal.
- La translation (ou localisation) : elle détermine la position de l'ondelette dans le temps ou dans l'espace.

II.2 Les transformées en ondelettes

II.2.1 Définition d'une transformées en ondelettes

Les méthodes d'analyse temps-fréquence permettent une représentation simultanée d'un signal dans les domaines temporel et fréquentiel, ce qui permet de mettre en évidence les composantes locales, transitoires ou intermittentes. Ces composantes sont souvent masquées par les méthodes purement fréquentielles comme la transformée de Fourier, qui fournit une information globale du signal. [4]

Parmi les principales méthodes temps-fréquence, on trouve la transformée de Fourier à court terme (STFT), la transformée de Wigner-Ville et la distribution de Choi-Williams, ainsi que la transformée en ondelettes continue (CWT). Cette dernière est particulièrement utilisée grâce à son fenêtrage adaptatif qui permet une meilleure résolution en fonction de la fréquence, contrairement à la STFT. [4]

L'analyse par ondelettes, appelée aussi analyse temps-échelle, a été développée comme alternative à la transformée de Fourier afin de surmonter les problèmes de résolution fixe et de non-stationnarité des signaux. Elle est conceptuellement proche de la STFT, où le signal est multiplié par une fonction fenêtre, mais dans le cas des ondelettes, cette fonction est remplacée par une ondelette permettant une analyse plus flexible et multi-échelle. [4]

Sur le plan mathématique, une fonction $\psi(t)$ est appelée ondelette si elle est suffisamment régulière et bien localisée, et si elle vérifie la condition d'admissibilité suivante :

$$C\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\frac{|\psi(\omega)|^2}{|\omega|} \right) d\omega < +\infty \quad (\text{II.1})$$

Où $\Psi(\omega)$ désigne la transformée de Fourier de $\psi(t)$. Cette condition implique que :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (\text{II.2})$$

Ce qui signifie que l'ondelette possède un spectre de type passe-bande et une moyenne nulle :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t \psi(t) dt = 0 \quad (\text{II.3})$$

Cette propriété peut être généralisée par l'annulation de plusieurs moments :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^k \psi(t) dt = 0 \quad (\text{II.4})$$

À partir de l'ondelette mère $\psi(t)$, on construit une famille de fonctions par dilatation et translation :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \cdot \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{II.5})$$

II.3 Les propriétés de la transformée en ondelettes

II.3.1 Sélectivité en fréquence

Contrairement à la transformée de Fourier, où chaque coefficient correspond à une fréquence précise, les coefficients d'ondelettes représentent un ensemble de fréquences localisées dans le temps. Cette propriété permet une meilleure analyse des signaux non stationnaires comme le signal ECG.[7]

II.3.2 Symétrie

Certaines ondelettes présentent des propriétés de symétrie temporelle permettant de réduire les déphasages lors de l'analyse et de la reconstruction du signal [7].

II.3.3 Orthogonalité

L'orthogonalité permet d'obtenir une décomposition unique du signal ainsi qu'une reconstruction simple sans perte d'information. Cette propriété est particulièrement importante dans les applications de débruitage et de compression.[7].

II.3.4 Régularité

La régularité d'une ondelette décrit son degré de lissage. Une ondelette régulière permet une meilleure représentation des signaux et améliore la qualité de reconstruction après traitement.[7]

II.3.5 Nombre de moments nuls

Les ondelettes possédant plusieurs moments nuls sont plus efficaces pour éliminer les composantes lentes et le bruit, tout en conservant les variations importantes du signal ECG.[7]

II.3.6 Relation entre la fréquence et l'échelle

Dans l'analyse par ondelettes, l'échelle est inversement proportionnelle à la fréquence. Les petites échelles correspondent aux hautes fréquences, tandis que les grandes échelles représentent les basses fréquences du signal.[4]

II.4 Types de transformées en ondelettes

Les transformées en ondelettes se divisent principalement en deux catégories : la transformée en ondelettes continue (CWT) et la transformée en ondelettes discrète (DWT). La principale différence entre ces deux approches réside dans le fait que la CWT utilise un

ensemble continu d'échelles et de translations, alors que la DWT repose sur un ensemble discret d'ondelettes, ce qui permet une implémentation numérique plus efficace.[4]

II.4.1 La transformée en ondelettes continue (CWT)

La transformée en ondelettes continue est une méthode d'analyse temps-fréquence permettant une bonne localisation temporelle et fréquentielle des composantes du signal. Contrairement à la transformée de Fourier à court terme (STFT), la CWT utilise une fenêtre d'analyse variable liée à l'échelle d'observation, ce qui améliore l'analyse des signaux non stationnaires tels que le signal ECG.[4]

La CWT n'est pas limitée à l'utilisation de fonctions sinusoïdales. Elle emploie des fonctions localisées appelées ondelettes, capables de représenter efficacement les variations locales du signal.[4]

La transformée en ondelettes continue d'un signal $x(t)$ est définie par :

$$\hat{f}(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^*(at-b) dt \quad (\text{II.6})$$

Où :

- $\psi^*(t)$ représente le conjugué complexe de l'ondelette mère ;
- a : est le paramètre d'échelle contrôlant la dilatation ou la compression de l'ondelette ;
- b : est le paramètre de translation déterminant la localisation temporelle de l'ondelette .

Lorsque la valeur de a diminue, l'ondelette devient plus comprimée et permet l'analyse des hautes fréquences. À l'inverse, lorsque a augmente, l'ondelette s'étire et permet l'analyse des basses fréquences.[4]

La réalisation de la CWT peut être effectuée de manière logicielle, notamment à l'aide de MATLAB, ou de manière matérielle. En pratique, la transformée obtenue n'est jamais

Totalement continue, puisque les signaux doivent être discrétisés selon un certain pas d'échantillonnage.[4]

La condition d'admissibilité garantit également la possibilité de reconstruire le signal original à partir des coefficients d'ondelettes grâce à une transformée inverse. Cette propriété est particulièrement importante dans les applications de débruitage du signal ECG.[4]

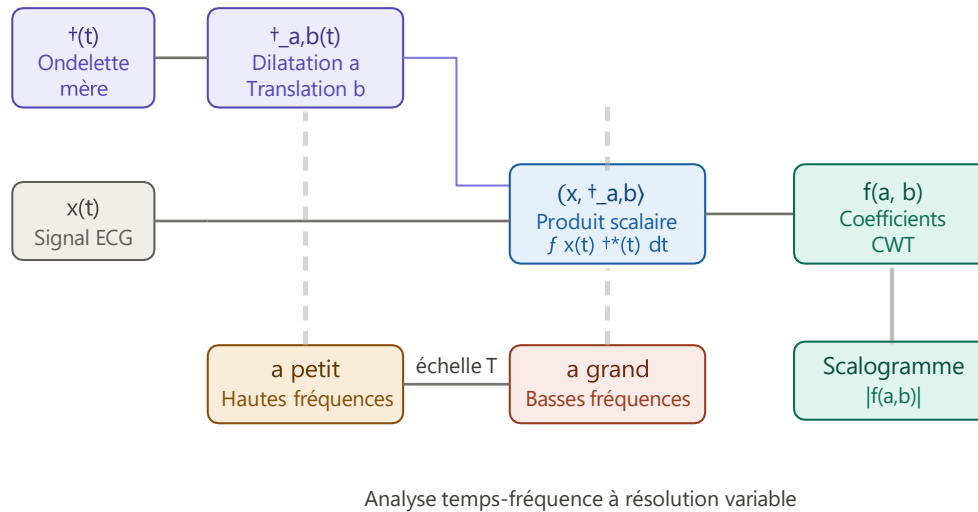


Fig.II.1 Principe de la transformée en ondelettes continue (CWT)

Le signal $x(t)$ est corrélé avec des versions dilatées (paramètre a) et traduites (paramètre b) de l'ondelette mère $\psi(t)$, produisant les coefficients $f(a, b)$ qui constituent le scalogramme.

II.4.2 La transformée en ondelettes discrète (DWT)

La transformée en ondelettes discrète (DWT) représente une version discrétisée de la transformée en ondelettes continue (CWT). Contrairement à cette dernière, la DWT utilise un ensemble discret d'échelles et de translations, ce qui permet de réduire la redondance et d'améliorer l'efficacité de calcul [4].

Dans sa forme la plus courante, la DWT repose sur une discrétisation dyadique des paramètres d'échelle et de translation, généralement définis selon des puissances de deux. Cette approche permet d'obtenir une représentation compacte du signal ainsi qu'une reconstruction efficace sans perte d'information [4].

La DWT est réalisée à l'aide de filtres passe-bas et passe-haut. Le filtre passe-bas fournit les coefficients d'approximation représentant les basses fréquences du signal, tandis que le filtre passe-haut fournit les coefficients de détail correspondant aux hautes fréquences [7].

Le processus de décomposition est appliqué de manière récursive sous forme d'un arbre binaire, permettant une analyse multi-résolution du signal à différentes bandes fréquentielles. Cette propriété rend la DWT particulièrement adaptée à l'analyse des signaux non stationnaires tels que les signaux ECG [7].

Grâce à sa capacité à localiser les informations temporelles et fréquentielles importantes dans un nombre réduit de coefficients, la DWT est largement utilisée dans le débruitage des signaux ECG. Les coefficients dominés par le bruit peuvent être atténués ou supprimés par seuillage, tandis que les composantes utiles du signal, telles que les ondes P, le complexe QRS et l'onde T, sont préservées [8].

Une transforme DWT ne peut évoluer l'opération dilatations- translation que par étapes discrètes, le facteur s est de $\{2^j \mid j \in \mathbb{Z}\}$ et le paramètre de translation est $2^j k$

L'ondelette discrète peut être représentée par

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi\left(\frac{t - 2^j k}{2^j}\right) \quad (\text{II.7})$$

- $\psi_{j,k}(t)$: est la version dilatée et translatée de l'ondelette mère $\psi(t)$
- j : est le paramètre de dilatation (échelle)
- k : est le paramètre de translation (position)

Par conséquent, une transformée en ondelettes discrète est définie comme :

$$\gamma(j,k) = \int x(t) \bullet \psi_{j,k}^* \quad (\text{II.8})$$

Pour une implantation pratique, la DWT est calculée à l'aide de bancs de filtres numériques complémentaires. Les coefficients d'approximation et de détail à chaque niveau j sont obtenus par : [4]

$$a_j[n] = \sum_k h[k] a_{j-1}[2n-k] \quad (\text{II.9})$$

$$d_j[n] = \sum_k g[k] a_{j-1}[2n-k] \quad (\text{II.10})$$

Où $h(k)$ représente les coefficients du filtre passe-bas, $g(k)$ les coefficients du filtre passe-haut, et le facteur $(2n - k)$ traduit l'opération de sous-échantillonnage par 2 appliquée après chaque étage de filtrage.[4]

Selon cette approche, le spectre fréquentiel des ondelettes ne peut pas couvrir entièrement les très basses fréquences jusqu'à la fréquence nulle. Lorsque la décomposition atteint un certain niveau de fréquence, le processus de segmentation s'arrête et les composantes basses fréquences restantes sont représentées à l'aide d'une fonction passe-bas appelée fonction

d'échelle. Cette dernière est associée à l'ondelette correspondante et permet de représenter l'approximation globale du signal.[7]

$$\varphi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \varphi\left(\frac{t - 2^j k}{2^j}\right) \quad (\text{II.11})$$

- $\varphi_{j,k}(t)$: est la version dilatée et translatée de la fonction d'échelle $\varphi(t)$
- j : est le paramètre de dilatation (échelle)
- k : est le paramètre de translation (position)

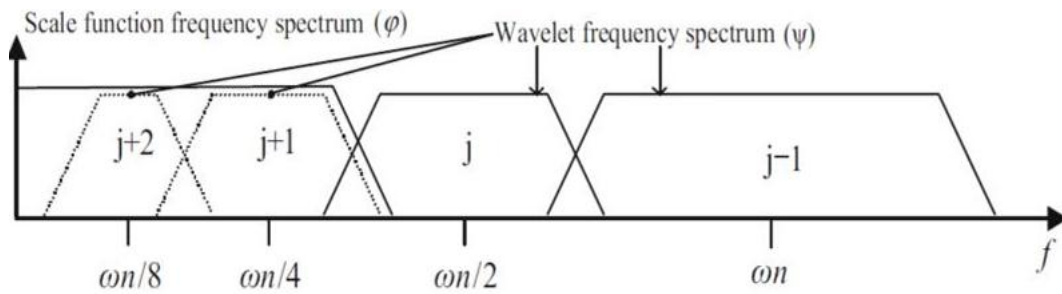


Fig.II.2 La fonction échelle (onde père)

II.4.3 Analyse multi-résolution

II.4.3.1 Décomposition

L'analyse multi-résolution (AMR) est une technique utilisée dans la transformée en ondelettes discrète afin de représenter un signal à différents niveaux de résolution. Son principe consiste à décomposer le signal en deux composantes : une composante d'approximation représentant les basses fréquences et l'allure générale du signal, et une composante de détail représentant les hautes fréquences et les variations rapides.[4]

Il est possible de représenter toute série de données comme une succession de projections sur deux fonctions principales : la fonction d'échelle, appelée aussi ondelette père, et la fonction ondelette, appelée ondelette mère. Ce principe constitue la base de l'analyse multi-résolution.[7]

$$f(t) = \sum_k a_{J,k} \varphi_{J,k}(t) + \sum_{j=j_0}^J \sum_k d_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (\text{II.12})$$

$$f(t) = \sum_k a_{J,k} \varphi_{J,k}(t) + \sum_k d_{J,k} \psi_{J,k}(t) + \sum_k d_{J-1,k} \psi_{J-1,k}(t) + \dots + \sum_k d_{1,k} \psi_{1,k}(t) \quad (\text{II.13})$$

Où :

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \phi\left(\frac{t - 2^j k}{2^j}\right) \quad (\text{II.14})$$

$a_{j,k}, d_{j,k}, \dots, d_{1,k}$ sont les coefficients de la transformé, $a_{j,k}$ sont les coefficients de l'onde père (approximation), $d_{j,k}$ sont les coefficients d'ondelette mère (détails), ils sont calculés par les formules :[4]

$$a_{j,k} = \langle f(t), \varphi_{j,k}(t) \rangle = \int f(t) \varphi_{j,k}(t) dt \quad (\text{II.15})$$

$$d_{j,k} = \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle = \int f(t) \psi_{j,k}(t) dt, \quad j = 1, 2, \dots, J \quad (\text{II.16})$$

Dans cette méthode, le signal original est traité par deux filtres numériques complémentaires :[4]

- Un filtre passe-bas permettant d'obtenir les coefficients d'approximation.

$$\varphi(t) = \sum_k h(k) \sqrt{2} \varphi(2t - k) \quad (\text{II.17})$$

- Un filtre passe-haut permettant d'obtenir les coefficients de détail.

$$\psi(t) = \sum_k g(k) \sqrt{2} \varphi(2t - k) \quad (\text{II.18})$$

Après le filtrage, une opération de sous-échantillonnage est appliquée afin de réduire le nombre d'échantillons et d'éviter la redondance des données. Cette opération consiste à conserver un échantillon sur deux.[4]

Les coefficients d'approximation obtenus peuvent ensuite être décomposés de nouveau selon le même principe afin d'obtenir une décomposition multi-niveau. Cette approche permet une analyse efficace des différentes composantes fréquentielles du signal ECG.[4]

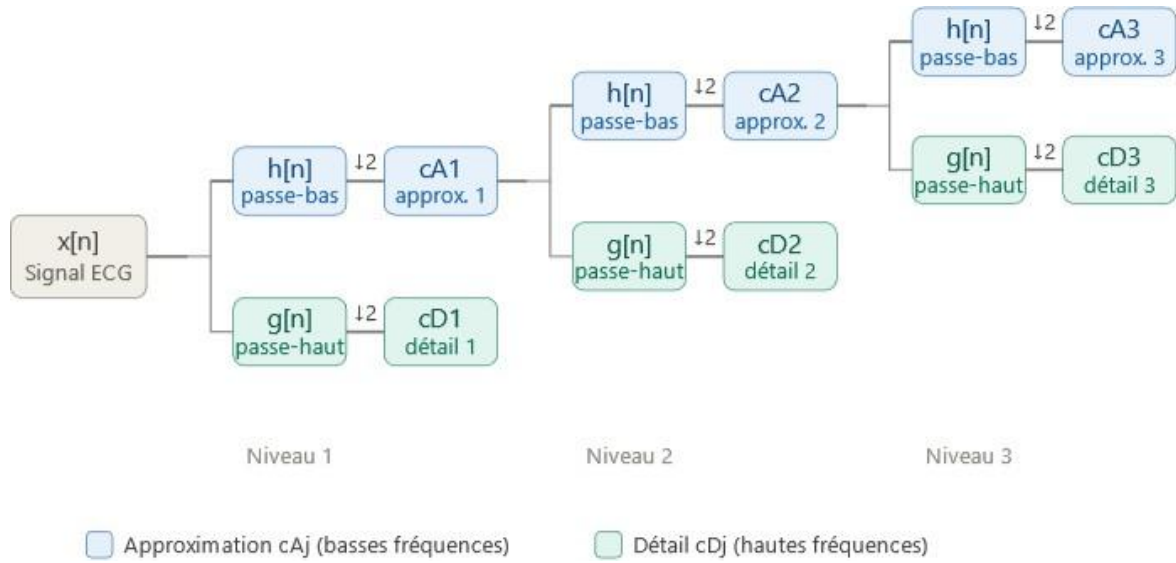


Fig.II.3 Décomposition par analyse multi-résolution (AMR) à 3 niveaux

À chaque niveau j , le signal est filtré par un filtre passe-bas $h[n]$ fournissant les coefficients d'approximation cA_j , et un filtre passe-haut $g[n]$ fournissant les coefficients de détail cD_j , suivis d'un sous-échantillonnage par 2. L'opération est répétée récursivement sur les coefficients d'approximation afin d'obtenir une décomposition multi-niveau du signal ECG.

II.3.4.2 Reconstruction

Après la décomposition, le signal peut être reconstruit à partir des coefficients d'approximation et de détail. Cette étape est appelée reconstruction ou synthèse.[4]

Le processus de reconstruction consiste d'abord à effectuer un suréchantillonnage des coefficients, puis à appliquer des filtres passe-bas et passe-haut avant de combiner les différentes composantes obtenues. Cette méthode permet de reconstruire le signal d'origine avec une faible perte d'information.[4]

La reconstruction joue un rôle essentiel dans les applications de débruitage du signal ECG, puisqu'elle permet d'obtenir un signal filtré tout en préservant les caractéristiques morphologiques importantes.[8]

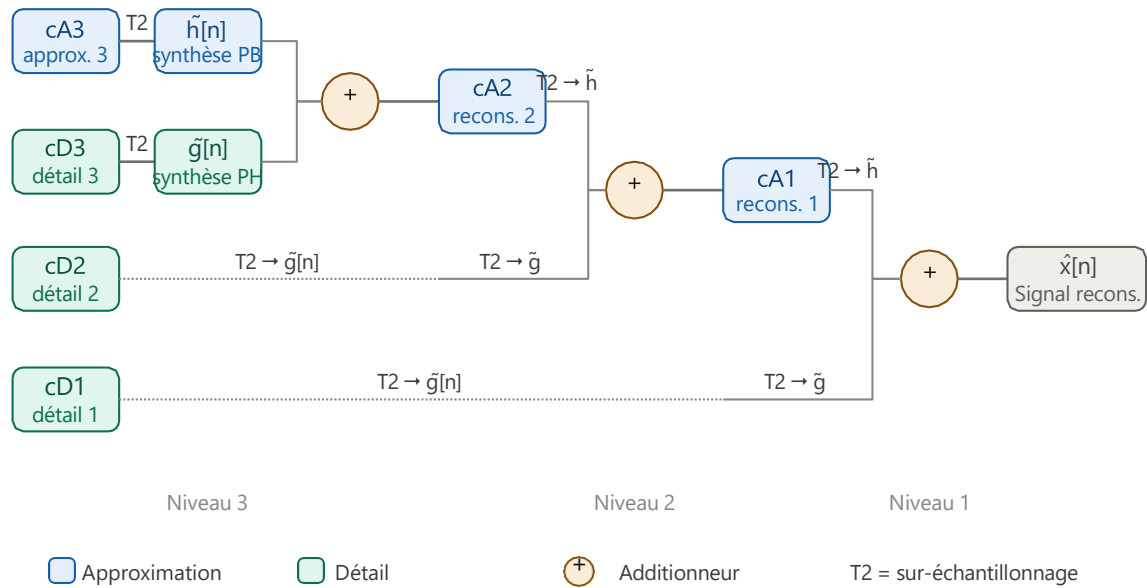


Fig.II.4 Reconstruction du signal par transformée en ondelettes inverse (IDWT)

À chaque niveau, les coefficients sont sur-échantillonnés ($\uparrow 2$) puis filtrés par les filtres de synthèse $\tilde{h}[n]$ et $\tilde{g}[n]$ avant d'être additionnés pour reconstruire le signal $\hat{x}[n]$

II.5 Les familles d'ondelettes

Il existe plusieurs familles d'ondelettes utilisées en traitement du signal. Le choix de l'ondelette dépend principalement de la nature du signal étudié et des performances recherchées. Aucune ondelette n'est adaptée à toutes les applications.

II.5.1 La famille Daubechies (db N)

Les ondelettes de Daubechies, introduites par Ingrid Daubechies, se caractérisent par leur orthogonalité, leur support compact et leurs moments nuls [7]. Elles sont largement utilisées pour l'analyse et le débruitage des signaux ECG grâce à leur bonne localisation temporelle et leur capacité à détecter les variations brusques du signal, notamment les complexes QRS [8].

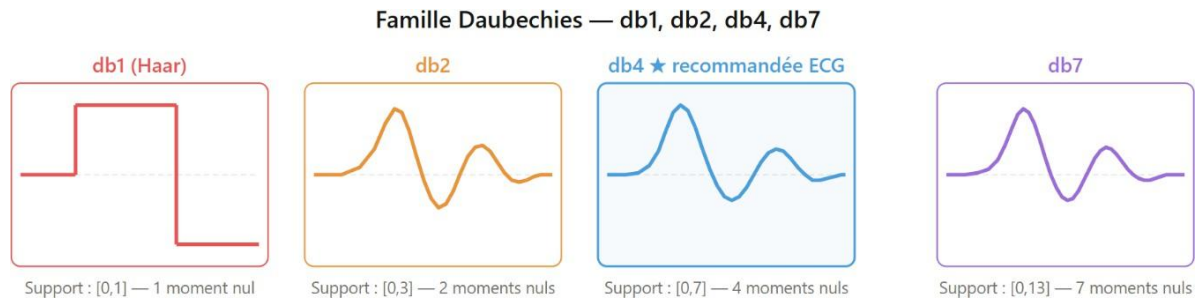


Fig.II.5 Ondelettes de la famille Daubechies : db1, db2, db4 et db7

Plus l'ordre N est élevé, plus l'ondelette est régulière et son support compact est large. L'ondelette db4 offre le meilleur compromis entre régularité et localisation temporelle pour le débruitage des signaux ECG.

II.5.2 La famille Symlets (sym N)

Les Symlets constituent une version améliorée des ondelettes de Daubechies, présentant une meilleure symétrie tout en conservant des propriétés similaires [7]. Cette caractéristique permet de réduire les distorsions de phase et de mieux préserver la morphologie des ondes ECG lors du traitement [8].

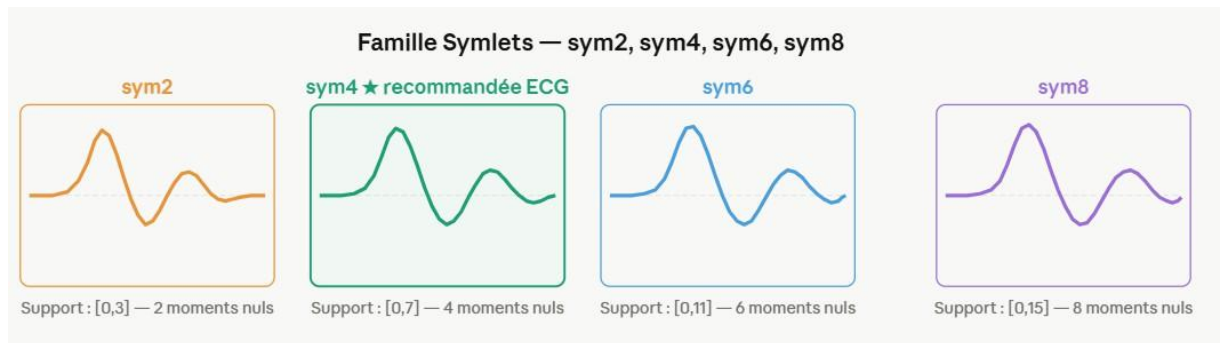


Fig.II.6 Ondelettes de la famille Symlets : sym2, sym4, sym6 et sym8

Les ondelettes Symlets sont une version améliorée des Daubechies, offrant une meilleure quasi-symétrie. Sym 4 est la plus utilisée en traitement des signaux ECG pour la préservation des ondes P et T.

II.5.3 La famille Coiflets (coif N)

Les ondelettes Coiflets possèdent plusieurs moments nuls pour l'ondelette et la fonction d'échelle associée. [7] Elles offrent une bonne représentation des composantes basses fréquences du signal et permettent une meilleure conservation des ondes lentes de l'ECG, telles que les ondes P et T. [8]

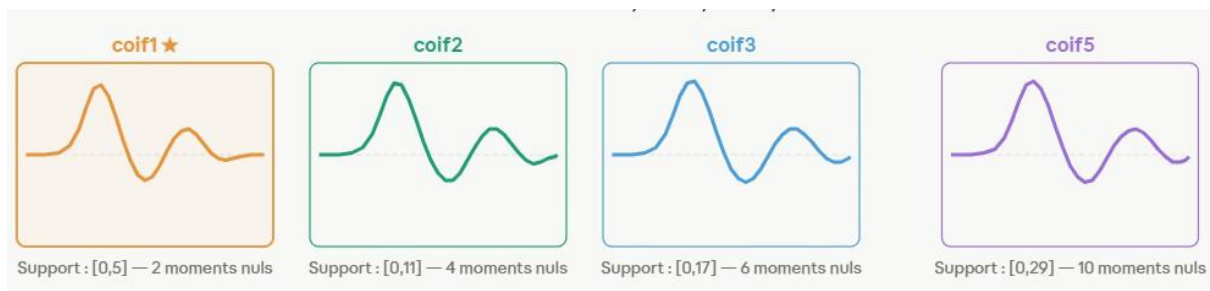


Fig.II.7 Ondelettes de la famille Coiflets : coif1, coif2, coif3 et coif5

Les ondelettes Coiflets possèdent des moments nuls à la fois pour l'ondelette mère et la fonction d'échelle, ce qui leur confère une meilleure représentation des composantes à basse fréquence du signal ECG, notamment l'onde T. Coiflets offre le meilleur compromis entre complexité et performance.

II.5.4 La famille Biorthogonale (bior)

Les ondelettes biorthogonales utilisent des fonctions distinctes pour la décomposition et la reconstruction [9]. Elles présentent une symétrie quasi parfaite et une reconstruction précise du signal, ce qui les rend particulièrement adaptées au débruitage des signaux biomédicaux, notamment de l'ECG [10].

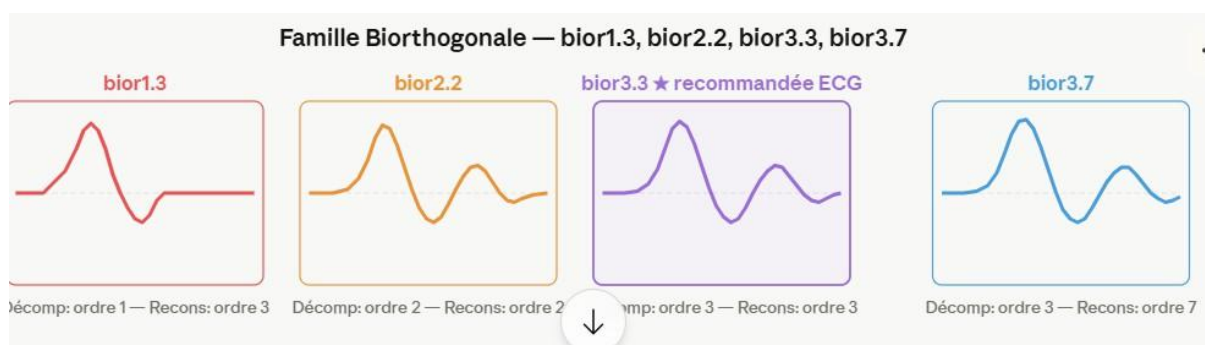


Fig.II.8 Ondelettes de la famille Biorthogonale : bior1.3, bior2.2, bior3.3 et bior3.7

Contrairement aux ondelettes orthogonales, les ondelettes biorthogonales utilisent deux fonctions distinctes pour la décomposition et la reconstruction, garantissant une symétrie exacte et une reconstruction parfaite du signal ECG. Bior 3.3 est la plus utilisée dans les applications biomédicales.

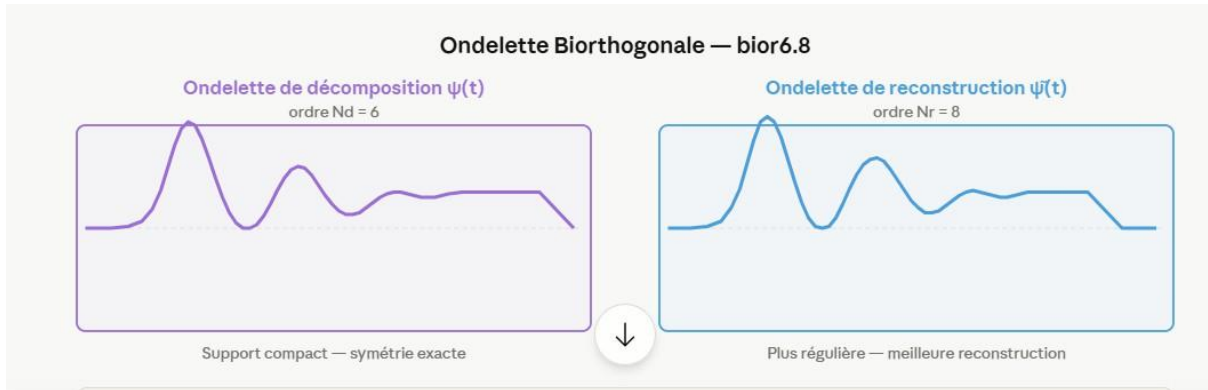


Fig.II.9 Ondelette biorthogonale bior6.8 : fonctions de décomposition et de Reconstruction

Bior 6.8 utilise deux ondelettes distinctes : $\psi(t)$ d'ordre 6 pour la décomposition et $\tilde{\psi}(t)$ d'ordre 8 pour la reconstruction, offrant une symétrie exacte et une reconstruction parfaite, ce qui la rend particulièrement adaptée au débruitage et à la compression des signaux ECG.

II.5.5 Les familles Haar et Meyer

L'ondelette de Haar est la plus simple et la plus ancienne. Malgré sa simplicité de mise en œuvre, son manque de régularité limite son utilisation pour les signaux biologiques [8]. Les ondelettes de Meyer présentent de bonnes propriétés théoriques mais leur utilisation est moins fréquente en raison de leur complexité de calcul [9].

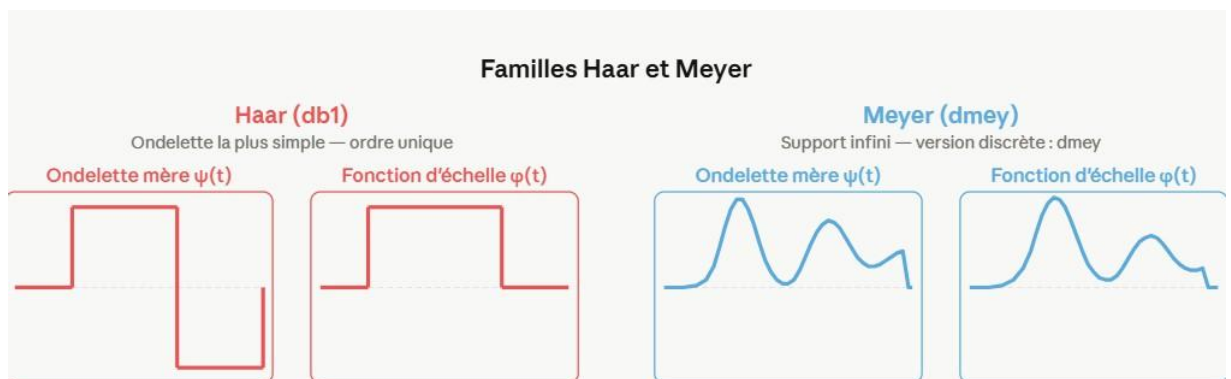


Fig.II.10 Ondelettes des familles Haar et Meyer : fonctions mères et d'échelle

L'ondelette de Haar, la plus simple, présente une forme discontinue qui limite son utilisation pour les signaux ECG. L'ondelette de Meyer, bien que théoriquement optimale grâce à son support infini et sa régularité excellente, est peu utilisée en pratique en raison de sa complexité de calcul.

II.5.6 Choix de l'ondelette

Le choix de l'ondelette mère influence directement les performances de la décomposition et du débruitage. Il n'existe pas d'ondelette universelle adaptée à toutes les applications ; le choix dépend principalement de la nature du signal étudié.

II.6 Filtrage de Wiener

II.6.1 Définition et principe

Le filtre de Wiener est un filtre linéaire optimal, développé par Norbert Wiener, visant à minimiser l'erreur quadratique moyenne (Mean Square Error, MSE) entre le signal estimé et le signal original. Il repose sur une approche statistique qui exploite les caractéristiques du signal utile et du bruit pour obtenir la meilleure estimation possible du signal non bruité. [11]

Contrairement aux filtres classiques qui se fondent uniquement sur des critères fréquentiels, le filtre de Wiener tient compte des propriétés statistiques du signal et du bruit. Cette caractéristique lui permet d'atténuer efficacement le bruit tout en préservant les composantes utiles du signal ECG, notamment les ondes P, le complexe QRS et l'onde T. [12]

II.6.2 Formulation mathématique

Dans le domaine fréquentiel, la fonction de transfert du filtre de Wiener est donnée par :

$$H_W(f) = \frac{S_{xx}(f)}{S_{xx}(f) + S_{nn}(f)} \quad (\text{II.19})$$

- $S_{xx}(f)$: représente la densité spectrale de puissance du signal utile ;
- $S_{nn}(f)$: représente la densité spectrale de puissance du bruit ;
- $H_W(f)$: est la fonction de transfert optimale du filtre.

Le signal estimé est alors obtenu par :

$$\hat{X}(f) = H_W(f) \cdot Y(f) \quad (\text{II.20})$$

Où $Y(f)$ désigne la transformée de Fourier du signal observé bruité [12].

Cette formulation montre que lorsque la puissance du signal est nettement supérieure à celle du bruit, le filtre conserve les composantes correspondantes. À l'inverse, lorsque le bruit domine, ces composantes sont fortement atténuées.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les fondements théoriques des méthodes utilisées dans notre approche de débruitage des signaux ECG. Nous avons d'abord introduit la notion d'ondelette et ses propriétés essentielles, notamment l'orthogonalité, la régularité, les moments nuls et la relation entre l'échelle et la fréquence, qui constituent les bases de l'analyse par transformée en ondelettes.

Nous avons ensuite présenté les deux principales catégories de transformées en ondelettes : la transformée en ondelettes continue (CWT), offrant une analyse temps-fréquence à résolution variable, et la transformée en ondelettes discrète (DWT), particulièrement adaptée au traitement numérique des signaux non stationnaires tels que le signal ECG. L'analyse multi-résolution associée à la DWT permet une décomposition récursive du signal en coefficients d'approximation et de détail, facilitant ainsi l'identification et la suppression sélective du bruit.

Par ailleurs, nous avons étudié les principales familles d'ondelettes utilisées dans le traitement du signal ECG — Daubechies, Symlets, Coiflets, Biorthogonale, Haar et Meyer — en mettant en évidence leurs caractéristiques respectives.

Bibliographie

- [1] L. S. Lilly, Pathophysiology of Heart Disease, Wolters Kluwer, 2016.
- [2] A. Tarek, Analyse du signal ECG par les ondelettes, Thèse de doctorat, Université Badji Mokhtar-Annaba, 2008.
- [3] D. Baleanu (Ed.), Advances in Wavelet Theory and The Applications in Engineering, Physics and Technology, InTech, 2012.
- [4] S. Mallat, A Wavelet Tour of Signal Processing, 3rd ed., Academic Press, 2009.
- [5] J. S. Lim, Two-Dimensional Signal and Image Processing, Prentice Hall, 1990.
- [6] Lui, T. M. (1999). Wavelet-based multi-resolution techniques for two-dimensional data analysis (Doctoral dissertation, Massachusetts Institute of Technology).
- [7] I. Daubechies, Ten Lectures on Wavelets, SIAM, Philadelphia, 1992.
- [8] P. S. Addison, "Wavelet transforms and the ECG: a review," Physiological Measurement, 2005
- [9] B. N. Singh et A. K. Tiwari, "Optimal selection of wavelet basis function applied to ECG signal denoising", Digital Signal Processing, vol. 16, no. 6, pp. 747-763, 2006.
- [10] A. Cohen, I. Daubechies et J. C. Feauveau, "Biorthogonal bases of compactly supported wavelets", Communications on Pure and Applied Mathematics, vol. 45, nopp. 485-560, 1992.
- [11] M. Alfaouri and K. Daqrouq, "ECG signal denoising by wavelet transform thresholding," American Journal of Applied Sciences, vol. 5, no. 3, pp. 276–281, 2008.
- [12] N. Wiener, Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series, MIT Press, 1949.

Chapitre III

Méthodologie de Débruitage des Signaux ECG

Introduction

Le débruitage des signaux biologiques, en particulier des signaux électrocardiographiques (ECG), constitue une étape préliminaire indispensable à toute analyse clinique fiable. En effet, les signaux ECG acquis en conditions réelles sont systématiquement contaminés par diverses sources de bruit qui altèrent leur qualité et compromettent l'extraction des informations diagnostiques essentielles [1].

Ce chapitre présente la méthodologie de débruitage proposée dans le cadre de ce travail. Dans un premier temps, le principe du débruitage des bruits AWGN par la combinaison de la transformée en ondelettes discrète (DWT) et du filtre de Wiener sera décrit ; dans la deuxième phase, on présentera la méthode de réduction de la dérive de la ligne de base (Baseline Wander). Les techniques de seuillage dans le domaine des ondelettes seront présentées.

III.1 Débruitage des signaux ECG

Le débruitage consiste à extraire le signal utile à partir d'une observation bruitée. Dans le cas des signaux ECG, l'observation bruitée $y(t)$ peut être modélisée de manière générale comme suit [1] :

$$y(t) = x(t) + b(t) \quad (\text{III.1})$$

Où $x(t)$ représente le signal ECG original et $b(t)$ désigne le bruit.

L'objectif du débruitage est d'obtenir une estimation de $\hat{x}(t)$ plus proche de du signal original $x(t)$.

Dans le contexte médical, le débruitage des signaux ECG revêt une importance particulière, car toute distorsion introduite lors du processus de filtrage peut conduire à des erreurs d'interprétation clinique, notamment dans la détection des arythmies, l'analyse du segment ST et la mesure des intervalles PR et QT [2].

III.2 Techniques de seuillage dans le domaine des ondelettes

Le seuillage des coefficients d'ondelettes constitue l'étape centrale du processus de débruitage des signaux AWGN. Son principe repose sur l'hypothèse que les coefficients d'ondelettes de grande amplitude correspondent aux composantes utiles du signal, tandis que ceux de faible amplitude sont principalement associés au bruit. Ainsi, en atténuant ou en supprimant les coefficients inférieurs à un seuil λ calculé, il est possible de réduire efficacement le bruit tout en préservant les caractéristiques morphologiques essentielles du signal d'entrée [3].

III.2.1 Seuil dur (Hard Thresholding)

Le seuillage dur (Hard Thresholding) est la technique la plus simple. Elle consiste à annuler tous les coefficients d'ondelettes dont la valeur absolue est inférieure au seuil λ , et à conserver intacts ceux qui le dépassent. [4] Cette opération est définie par :

$$\delta_H(w) = \begin{cases} w & \text{si } |w| \geq \lambda \\ 0 & \text{si } |w| < \lambda \end{cases} \quad (\text{III.2})$$

Bien que cette méthode soit simple à implémenter, elle peut introduire des discontinuités dans le signal reconstruit, entraînant des artefacts indésirables, notamment au voisinage du seuil. [3]

III.2.2 Seuil doux (Soft Thresholding)

Le seuillage doux (Soft Thresholding), proposé par Donoho et Johnstone,[5] corrige les discontinuités du seuillage dur en réduisant également la valeur des coefficients conservés. Il est défini par :

$$\delta_S(w) = \begin{cases} \text{sgn}(w)(|w| - \lambda) & \text{si } |w| \geq \lambda \\ 0 & \text{si } |w| < \lambda \end{cases} \quad (\text{III.3})$$

Cette approche produit un signal reconstruit plus lisse, mais elle peut introduire un biais dans l'estimation des composantes utiles, notamment pour les coefficients de grande amplitude. [2]

III.2.3 Méthodes de calcul du seuil

Le choix de la valeur du seuil λ constitue une étape déterminante du processus de débruitage des signaux AWGN par ondelettes. Un seuil trop faible laisse subsister du bruit résiduel, tandis qu'un seuil trop élevé risque d'éliminer des composantes utiles du signal. Plusieurs méthodes ont été proposées dans la littérature pour estimer le seuil optimal [6].

III.2.3.1 Seuil universel (Universal Threshold (Donoho))

Le seuil universel, proposé par Donoho et Johnstone [3], est la méthode la plus répandue. Il est défini par :

$$\lambda = \hat{\sigma} \sqrt{2 \ln N} \quad (\text{III.4})$$

Où N représente la longueur du signal et $\hat{\sigma}$ l'écart-type du bruit σ estimé au niveau j . L'estimation de σ_j est généralement réalisée à partir des coefficients de détail du premier niveau de décomposition via l'estimateur MAD (Median Absolute Deviation) : [6]

$$\hat{\sigma} = \frac{\text{median}(|d_{1,k}|)}{0.6745} \quad (\text{III.5})$$

La constante 0.6745 correspond au quantile d'ordre 0.75 de la loi normale centrée réduite, ce qui garantit une estimation robuste de l'écart-type du bruit [6].

III.2.3.2 SURE (Stein's Unbiased Risk Estimate)

La méthode SURE, également proposée par Donoho et Johnstone [3], repose sur le principe de minimisation d'un estimateur non biaisé du risque quadratique moyen. Le seuil optimal est celui qui minimise la fonction :

$$\text{SURE}(\lambda) = N - 2 \sum_{i=1}^N \mathbf{1}(|w_i| \leq \lambda) + \sum_{i=1}^N \min(|w_i|, \lambda)^2 \quad (\text{III.6})$$

$$\mathbf{1}(|w_i| \leq \lambda) \text{ vaut } 1 \text{ si } |w_i| \leq \lambda \text{ et } 0 \text{ sinon}$$

Où w_i désignent les coefficients d'ondelettes et $\mathbf{1}(\cdot)$ représente la fonction indicatrice valant 1 si la condition est vérifiée et 0 sinon. Cette approche est particulièrement efficace lorsque le signal présente une structure sparse dans le domaine des ondelettes [3].

III.2.3.3 Minimax

Le seuil Minimax vise à minimiser le risque maximal dans le cas le plus défavorable. Contrairement au seuil universel qui croît avec $\sqrt{2 \ln N}$, le seuil Minimax est calculé de manière à garantir une borne supérieure sur l'erreur quadratique moyenne, indépendamment de la nature du signal [6] :

$$\lambda_{\text{minimax}} = \hat{\sigma} \cdot \lambda^* \quad (\text{III.7})$$

Où λ^* est une constante tabulée dépendant de N , déterminée par optimisation minimax. Cette méthode offre un bon compromis entre robustesse et précision, notamment pour les Signaux ECG présentant des variations morphologiques importantes [6].

III.3 Méthodes proposées

III.3.1 Description générale

Les approches présentées dans ce travail ont pour but de réduire le bruit gaussien additif (AWGN) et la dérive de la ligne de base (Baseline Wander). Les deux types de bruits sont traités de manière différente.

Le processus de débruitage du signal ECG basé sur la transformée en ondelettes vise à estimer le signal propre $x(t)$ dans le signal observé $y(t)$ à l'aide de la transformée en ondelettes.

Les méthodes de débruitage basées sur une banque de filtres s'effectuent par décomposition itérative. Lors du processus de décomposition, le sous-échantillonnage est utilisé (voir le chapitre II).

Une estimation efficace du signal x nécessite une sélection appropriée de l'ondelette mère. Différentes ondelettes mères permettent une représentation adéquate du signal dans le domaine des ondelettes. L'étape suivante consiste à réduire les coefficients obtenus qui contiennent du bruit. La réduction des coefficients en ondelettes est recommandée pour obtenir des estimations aux propriétés souhaitables.

III.3.1.1 Le débruitage de bruit de type AWGN

Le schéma principal de la méthode proposée est présenté dans la Figure III.1 suivante

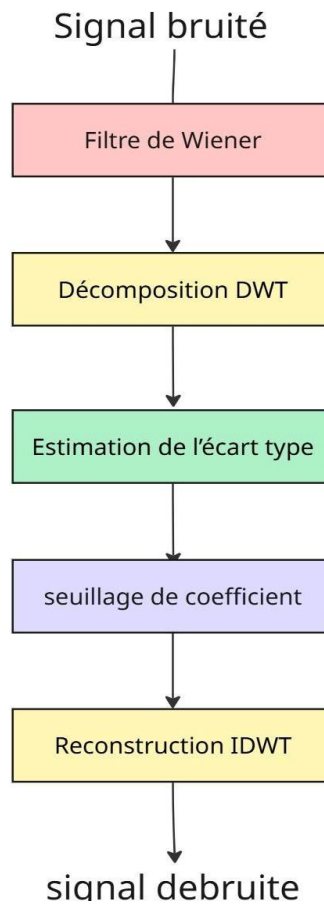


Fig.III.1 Le schéma principal de la méthode de débruitage du signal ECG contre le bruit AWGN

L'approche peut se présenter dans les étapes essentielles suivantes :

- **Étape 1—Estimation de l'écart-type du bruit σ** : utilisant la méthode de Donoho mais avec une décomposition de deux niveaux de DWT.
- **Étape 2 — Pré-filtrage par Wiener** : avant la décomposition en ondelettes, un pré-filtrage par le filtre de Wiener est appliqué au signal bruité afin de réduire le bruit gaussien de fond. La variance du bruit est estimée à partir des coefficients DCT haute fréquence du signal [7]
- **Étape 3 — Décomposition DWT** : le signal pré-filtré est décomposé en N niveaux avec un type l'ondelette choisi [4].
- **Étape 4 — Seuillage** : le seuillage des coefficients de détail est traité par une technique de seuillage adaptée, avec une estimation du niveau de bruit réalisée à l'aide d'un estimateur robuste. [3].

- **Étape 5 — Reconstruction IDWT** : le signal débruité est reconstruit par la transformée inverse en ondelettes [4]

III.3.1.2 La suppression de la dérive de la ligne de base « Baseline Wander »

Pour la suppression de la dérive de la ligne de base (Baseline Wander), l'approche adoptée repose uniquement sur la transformée en ondelettes discrète (DWT), sans recourir au filtre de Wiener. En effet, le BW est une perturbation de très basse fréquence dont l'énergie est principalement concentrée dans les coefficients d'approximation de la DWT. Ainsi, après la décomposition en plusieurs niveaux, la suppression des coefficients d'approximation du dernier niveau permet d'atténuer efficacement la dérive de la ligne de base tout en préservant les composantes utiles du signal ECG [5].

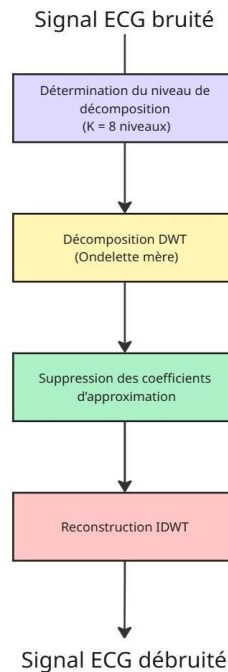


Fig.III.2 Organigramme de la méthode proposée pour la suppression du Baseline Wander par DWT.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la méthodologie de débruitage proposée pour les signaux ECG. Nous avons d'abord défini la problématique du débruitage. Ensuite, le principe du débruitage par transformée en ondelettes et les différentes techniques de seuillage ont été détaillés. Le rôle complémentaire du filtre de Wiener dans le cas de débruitage des AWGN a également été présenté.

La méthode de débruitage proposée repose sur deux approches, selon le type de bruit traité : pour le bruit gaussien additif (AWGN), l'approche combinant le préfiltrage de Wiener, la DWT et le seuillage basé sur l'estimateur MAD est adoptée.

Pour la dérive de la ligne de base (Baseline Wander), une approche par annulation des coefficients d'approximation de la DWT est utilisée, exploitant la nature à basse fréquence et déterministe de ce type de bruit.

Bibliographie

- [1] L. Sörnmo and P. Laguna, *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications*, Elsevier Academic Press, 2005.
- [2] S. G. Chang, B. Yu, and M. Vetterli, "Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 9, no. 9, pp. 1532–1546, 2000.
- [3] D. L. Donoho, "De-noising by soft-thresholding," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 41, no. 3, pp. 613–627, 1995.
- [4] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing*, 3rd ed., Academic Press, 2009.
- [5] Z. A. Khezzar and R. Benzid, "Transform-based algorithms dedicated to ECG baseline drift cancellation: A comparative study," *IEEE*, 2024.
- [6] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, "Minimax estimation via wavelet shrinkage," *The Annals of Statistics*, vol. 26, no. 3, pp. 879–921, 1998.
- [7] M. Alfaouri and K. Daqrouq, "ECG signal denoising by wavelet transform thresholding," *American Journal of Applied Sciences*, vol. 5, no. 3, pp. 276–281, 2008.

CHAPITRE IV

Résultats expérimentaux et discussion

Introduction

Après avoir présenté, dans les chapitres précédents, les fondements théoriques de la transformée en ondelettes discrète (DWT), des techniques de seuillage adaptatif et du filtre de Wiener, il convient de valider expérimentalement l'efficacité de ces méthodes dans le contexte du débruitage des signaux d'électrocardiogramme (ECG). L'objectif de ce chapitre est de mettre en œuvre l'approche proposée dans l'environnement MATLAB et d'en évaluer les performances sur des signaux ECG issus de la base de données réelle MIT-BIH Arrhythmia Database, largement utilisée comme référence dans le domaine de l'analyse biomédicale. Les signaux étudiés seront contaminés par différents types de bruit fréquemment rencontrés dans les systèmes d'acquisition ECG, notamment le bruit gaussien additif (AWGN) et la dérive de la ligne de base (Baseline Wander). Les performances de l'approche DWT-Wiener seront évaluées à l'aide de critères quantitatifs tels que le rapport signal sur bruit de sortie (SNR), ainsi que de critères qualitatifs par une inspection visuelle. Cette étude permettra d'identifier la famille d'ondelettes la mieux adaptée au traitement des signaux ECG, tout en préservant leurs caractéristiques morphologiques essentielles au diagnostic médical.

IV.1 Base de données ECG

IV.1.1 MIT-BIH Arrhythmia Database

La base de données MIT-BIH Arrhythmia Database constitue la référence standard la plus utilisée dans le domaine de l'analyse et du traitement des signaux ECG. Elle a été développée conjointement par le Massachusetts Institute of Technology (MIT) et le Beth Israel Hospital (BIH) de Boston, puis mise à disposition de la communauté scientifique via la plateforme PhysioNet.

Cette base de données contient 48 enregistrements ECG de longue durée, acquis auprès de 47 sujets différents entre 1975 et 1979. Chaque enregistrement dure environ 30 minutes et comprend deux dérivations ECG simultanées. Les enregistrements ont été annotés manuellement par des cardiologues experts, ce qui en fait une référence fiable pour l'évaluation des algorithmes de traitement du signal ECG.

IV.1.2 Caractéristiques des signaux utilisés

IV.1.2.1 Fréquence d'échantillonnage :

Les signaux ECG de la base MIT-BIH sont numérisés à une fréquence d'échantillonnage de 360 Hz, avec une résolution de 11 bits et une plage de ± 5 mV. Cette fréquence est suffisante pour capturer fidèlement les composantes morphologiques du signal ECG, dont les fréquences utiles se situent généralement entre 0,05 Hz et 150 Hz .

IV.1.2.2 Nombre et choix des enregistrements :

Dans le cadre de cette étude, nous avons sélectionné 5 enregistrements représentatifs de la base MIT-BIH, choisis selon les critères suivants :

- Diversité des morphologies du signal ECG
- Présence de différents types d'arythmies
- Représentativité des conditions cliniques variées

Les enregistrements retenus sont :100, 101, 104, 107, 113, 118, 123, 200, 208, 212, 222 et 234 couvrant différents profils de patients et différentes configurations du signal.

IV.2 Résultats expérimentaux et discussion

Afin de tester la robustesse de l'approche proposée, les signaux ECG ont été contaminés artificiellement par deux types de perturbations. D'une part, un **bruit gaussien blanc additif (AWGN)** a été ajouté aux signaux pour différents niveaux de rapport signal-sur-bruit SNR_input de **-5, 0, 5, 10 et 20 dB**. D'autre part, une **dérive de la ligne de base (Baseline Wander)** a été ajoutée à l'aide d'une combinaison de composantes sinusoïdales de basses fréquences comprises entre **0,1 Hz et 0,5 Hz**, reproduisant les perturbations fréquemment observées lors de l'acquisition des signaux ECG.

L'évaluation expérimentale a été réalisée sur **12 enregistrements** de la base MIT-BIH (**100, 101, 104, 107, 113, 118, 123, 200, 208, 212, 222 et 234**), sélectionnés afin de couvrir différentes morphologies cardiaques et plusieurs types d'arythmies. Cette diversité permet de vérifier la robustesse et la capacité de généralisation de la méthode proposée.

Les performances du système de débruitage seront analysées par une évaluation qualitative, fondée sur l'inspection visuelle des signaux ECG débruités, ainsi que par une évaluation quantitative, reposant sur plusieurs indicateurs de performance présentés ultérieurement. Cette double analyse permettra d'apprécier à la fois la capacité de la méthode à

réduire efficacement le bruit et à préserver les caractéristiques morphologiques essentielles du signal ECG.

- Les mesures quantitatives des performances sont :

$$= [-5, 0, 5, 10 \text{ et } 20] \text{ db}$$

$$\text{SNR}_{\text{out}} = 10 \log \left(\frac{\sum_{t=1}^N s(t)}{\sum_{t=1}^N [s(t) - \hat{s}(t)]^2} \right) \quad (\text{IV.1})$$

$$\text{SNR}_{\text{imp}} = \text{SNR}_{\text{out}} - \text{SNR}_{\text{in}} \quad (\text{IV.2})$$

Où SNR_{in} le rapport signal sur bruit d'entrée, SNR_{out} présente le rapport signal sur bruit à la sortie de processus de débruitage et SNR_{imp} : le rapport signal / bruit amélioré

IV.2.1 Débruitage du signal ECG contaminé par un bruit AWGN

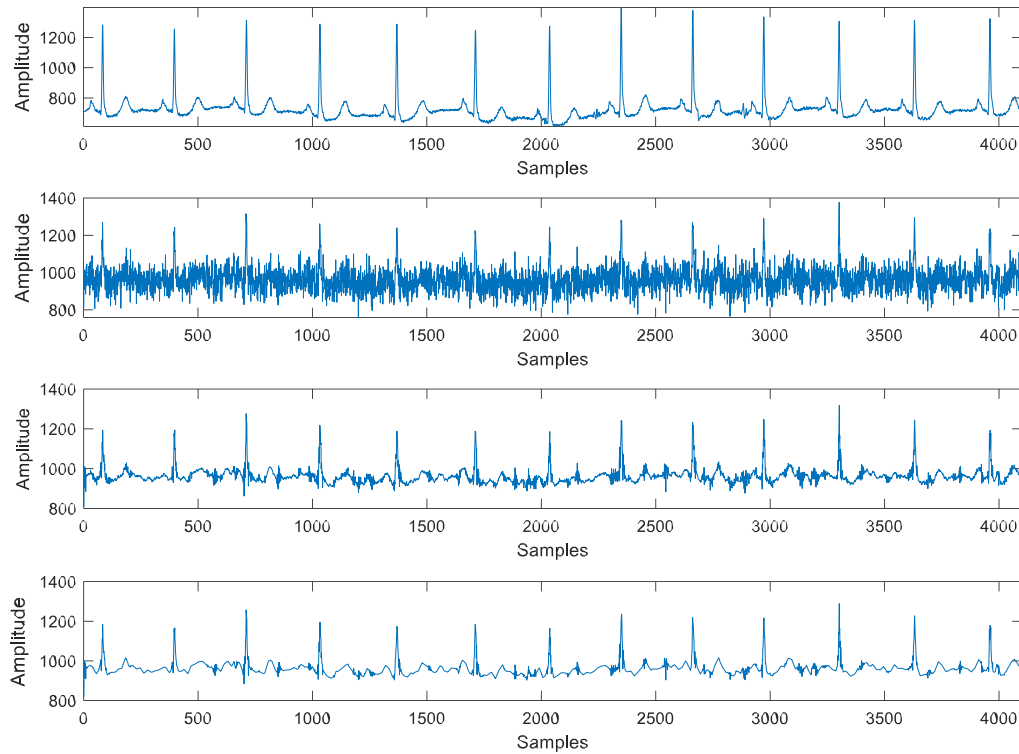


Fig.VI.1 ECG mitdb/101.dat $\text{SNR}_{\text{in}}=0 \text{ dB}$, $\text{SNR}_{\text{imp}}= 10.0942\text{dB}$

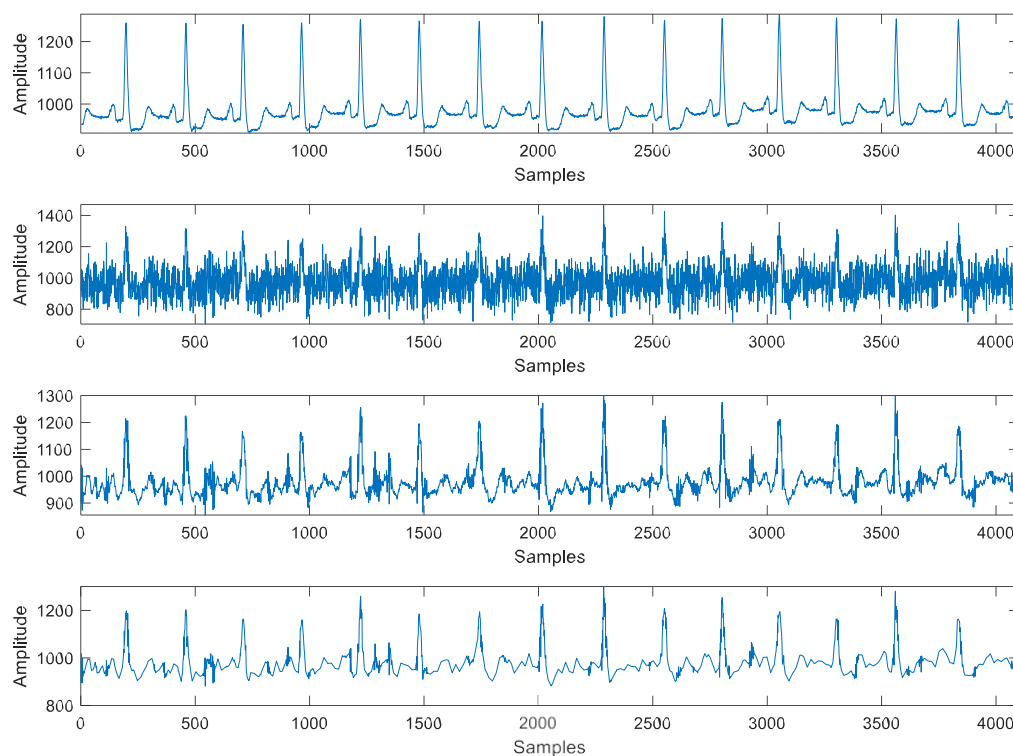


Fig.VI.2 ECG mitdb/104.dat $SNR_{in}=0$ dB, $SNR_{imp}= 10.0449$ dB

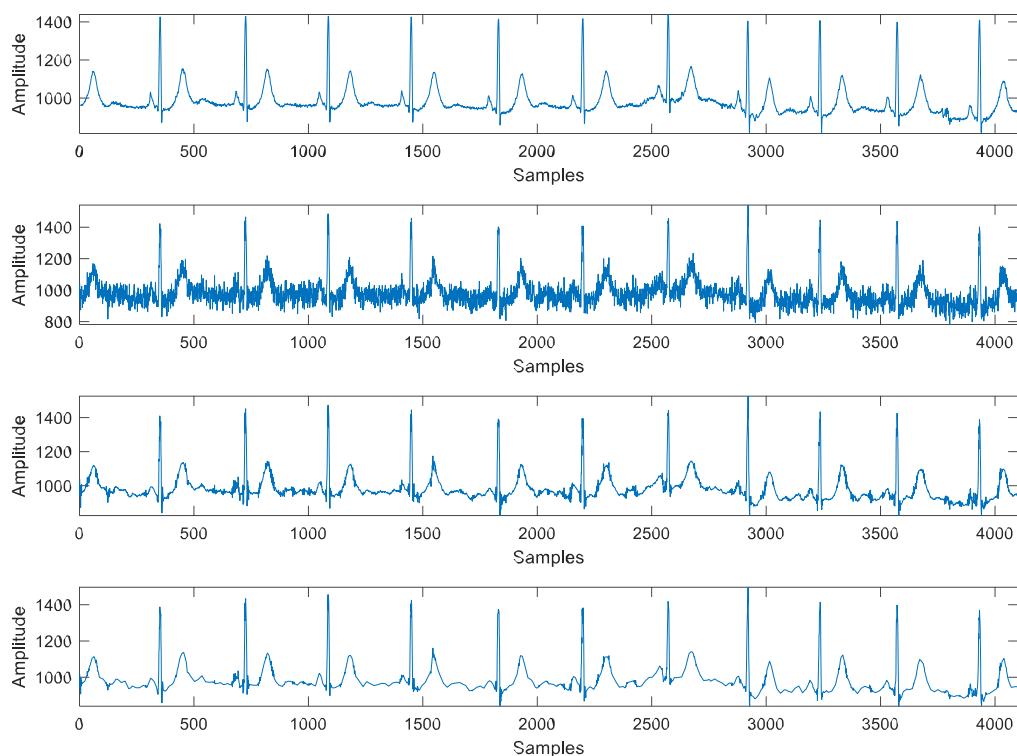


Fig.VI.3 ECG mitdb/106.dat $SNR_{in}=5$ dB, $SNR_{imp}= 9.2961$ dB

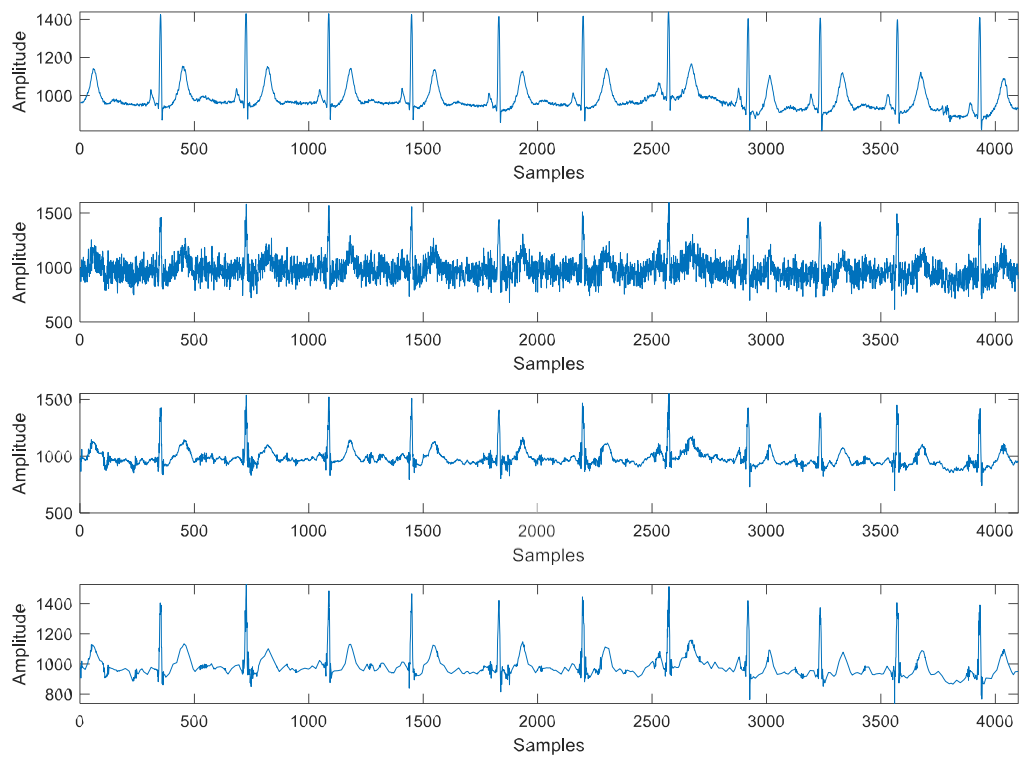


Fig.VI.4 ECG mitdb/106.dat $SNR_{in}=0$ dB, $SNR_{imp}= 10.1188$ dB

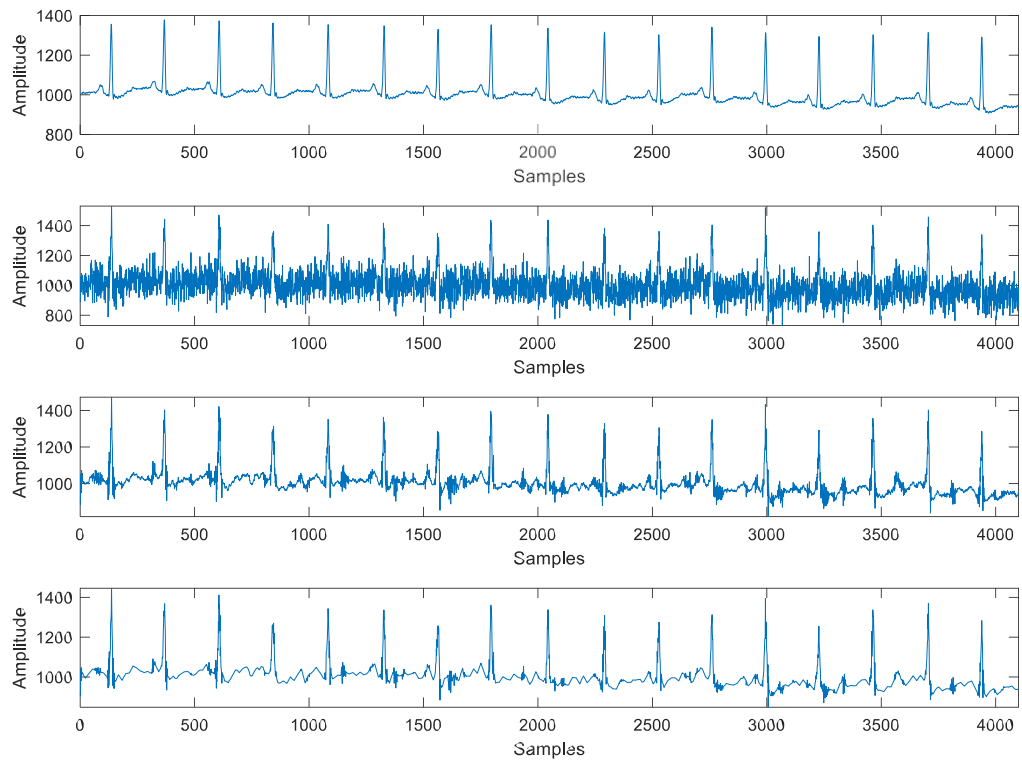


Fig.VI.5 ECG mitdb/234.dat $SNR_{in}=0$ dB, $SNR_{imp}= 9.4931$ dB

Une inspection visuelle (qualitative) est illustrée dans la Figure VI.1, la Figure V.I2, la Figure, la Figure VI.4 et la Figure VI. 5. Chaque figure contient respectivement, un signal réel sans bruit additive, un signal ECG contaminé, un signal ECG filtré par le filtre de Wiener uniquement et finalement un signal final débruité par le seuillage universel dans le domaine des ondelettes.

Il apparaît que DWT-Wiener élimine le plus de bruit tout en conservant le plus de signal. Information. La forme d'onde de l'ECG filtré (filtrage de Wiener) dans la première étape montre qu'une partie importante du bruit additif est atténuée.

Les tableaux 1, 2 et 3 présentent l'amélioration du rapport SNR_{imp} en éliminant le bruit de type AWGN contaminant les signaux ECG réels. Le signal contaminé du rapport SNR_{in} variait de -5 dB à 20 dB corrompant différents types d'enregistrement. D'après ses tableaux, il ressort que les résultats d'élimination de bruit AWGV sont extrêmement satisfaisants. Plus le SNR_{in} initial est faible, plus l'amélioration du SNR_{imp} est importante.

Le débruitage par la méthode DWT-Wiener offre les meilleures performances, avec un filtrage du bruit le plus propre. Pendant les tests, on a évalué plusieurs familles d'ondelettes et niveaux de décomposition ; par conséquent, la meilleure ondelette pour le débruitage de bruit AWGN est Bior 2.6 et le meilleur niveau de décomposition est $N = 4$.

Tab.VI.1. SNR_{imp} obtenu en fonction de la variation de SNR_{input} pour le bruit gaussien blanc additif (AWGN) utilisant des ondelette db4.

ECG mitdb/	SNR_{in}				
	$-5db$	$0db$	$5db$	$10db$	$20db$
100	9.9920	9.4391	8.8256	7.7897	3.5851
101	10.6951	10.0569	9.3435	8.3710	4.3548
104	10.5618	9.2530	8.0868	6.8898	2.9931
107	11.7444	10.9201	9.5777	8.3742	4.1044
113	10.5663	10.0299	9.3995	8.5203	5.5990
118	10.7408	9.5770	8.2655	6.8111	0.5737
123	10.7104	10.1642	9.5136	8.3955	3.3295
200	11.0334	9.9024	8.6762	7.2005	2.6606
208	11.0814	10.0365	8.9855	7.9061	3.6602
212	10.1057	9.0885	7.9493	6.0342	-1.0823
222	10.4539	9.4674	8.4342	6.8601	1.1036
234	10.2517	9.4781	8.8123	8.0585	3.7300
Moyenne	10.6614	9.7844	8.8225	7.5926	2.8843

Tab.VI.2. SNR_{imp} obtenu en fonction de la variation du SNR_{inp} pour le bruit gaussien blanc additif (AWGN) avec Ondelettes Sym 8.

ECG mitdb/	SNR _in				
	-5db	0db	5db	10db	20db
100	10.0058	9.4183	8.8134	7.7723	3.6408
101	10.7031	10.0205	9.4062	8.3951	4.5018
104	10.5715	9.2739	8.1035	6.8969	2.6460
107	11.8725	10.8616	9.6083	8.4113	4.1233
113	10.6897	10.0621	9.4052	8.4888	5.6613
118	10.8363	9.5819	8.3302	6.8752	0.7343
123	10.7034	10.1364	9.4670	8.3528	3.4603
200	11.0786	9.8826	8.6519	7.2491	2.5358
208	11.2003	10.0595	9.0764	7.9667	3.7333
212	10.0547	9.1345	7.9788	6.2853	-1.0147
222	10.4610	9.4893	8.4526	6.9000	1.1281
234	10.2579	9.4882	8.8558	8.0521	4.1634
Moyenne	10.7029	9.7841	8.8458	7.6455	2.9428

Tab.VI.3. SNRimp obtenu en fonction de la variation de SNRinput pour le bruit gaussien blanc additif (AWGN) Ondelettes bior2 .6

Numéro ECG	SNR_input				
	-5db	0db	5db	10db	20db
100	10.0326	9.4319	8.8320	7.8067	3.7828
101	10.7380	10.0361	9.3668	8.4313	4.5874
104	10.6028	9.3235	8.2046	7.0697	3.5449
107	11.8543	10.8729	9.5612	8.4673	5.3527
113	10.6433	10.0949	9.3982	8.4767	5.8024
118	10.6423	9.5051	8.2793	6.9276	1.6602
123	10.7030	10.0740	9.3983	8.3526	3.6864
200	11.0294	9.9180	8.7135	7.2958	3.1845
208	10.9954	10.0309	9.0899	8.0525	4.3048
212	10.0972	9.2142	8.1688	6.4449	-0.0158
222	10.4451	9.5345	8.4942	7.0556	1.3556
234	10.1699	9.5173	8.8647	8.0410	4.1708
Moyenne	10.6628	9.7961	8.8643	7.7018	3.4514

IV.2.2 Suppression de bruit de la dérive de la ligne « baseline drift »

Dans cette section, l'élimination de la dérive de la ligne de base est examinée.

Le processus de décomposition fournit des coefficients qui commencent à partir du dernier niveau $[A_K, D_K, \dots, D_1]$. Nous cherchons à approcher de manière adéquate la bande de dérive de référence par le vecteur d'approximation d'ondelettes approprié A_K , où K est obtenu par une décomposition en K niveaux. Cependant, le niveau K peut être déterminé par :

$$f_{BW_{\max}} = \left(\frac{f_s}{2^{K+1}} \right) \Rightarrow K = \left\lceil \log_2 \left(\frac{f_s}{f_{BW_{\max}}} \right) - 1 \right\rceil \quad (\text{IV.3})$$

Où $f_{BW_{\max}}$ est la fréquence maximale de dérive de la ligne de base, et f_s est la fréquence d'échantillonnage. Cela signifie que le vecteur cA_K doit être nul pour supprimer la contribution de la dérive de la ligne de base du signal ECG bruité et préserver le signal utile.

Par conséquent, si nous choisissons une bande passante BW de 0,6 Hz, le nombre optimal estimé de niveaux de décomposition pour la méthode de filtrage basée sur la DWT est N=8.

Les fig.VI.6 et VI.7 présentent la méthode de filtrage de la dérive de la ligne de base de l'ECG. Par conséquent, le bruit BW du signal contaminé a été considérablement réduit, tout en préservant les caractéristiques du signal d'origine. Comme le montrent les Fig.IV.6 et IV. 7, les signaux récupérés par la technique basée sur la DWT mettent en évidence l'efficacité et les performances de la méthode.

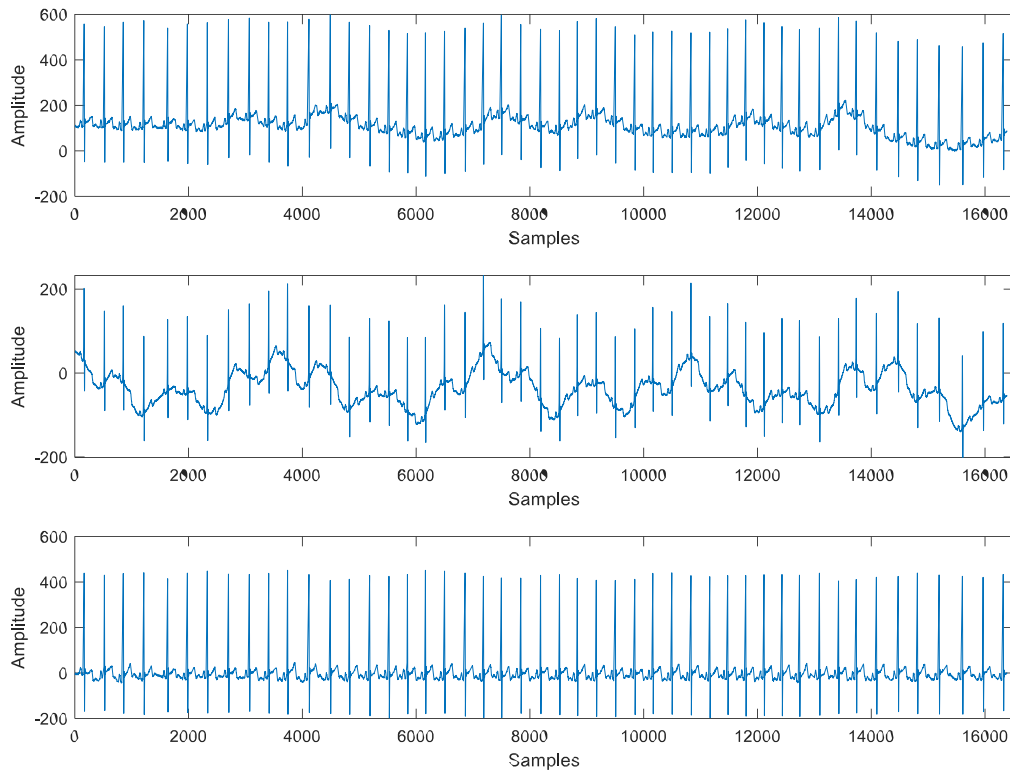


Fig.VI.6 Résultats visuels du débruitage d'un ECG contaminé par une dérive de la ligne de base : enregistrement ECG mitdb/115 initialement contaminé (en haut), enregistrement ECG+BW (au milieu), signal ECG débruité par DWT (en bas).

Nous attirons l'attention sur le fait que, dans le cas de signaux synthétiques, l'inspection visuelle a été considérée comme une évaluation qualitative associée à un examen quantitatif, en tenant compte du rapport signal-bruit (SNR) et de l'erreur quadratique moyenne (MSE).

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N1} (ecg_f - ecg_d)^2 \quad (IV.4)$$

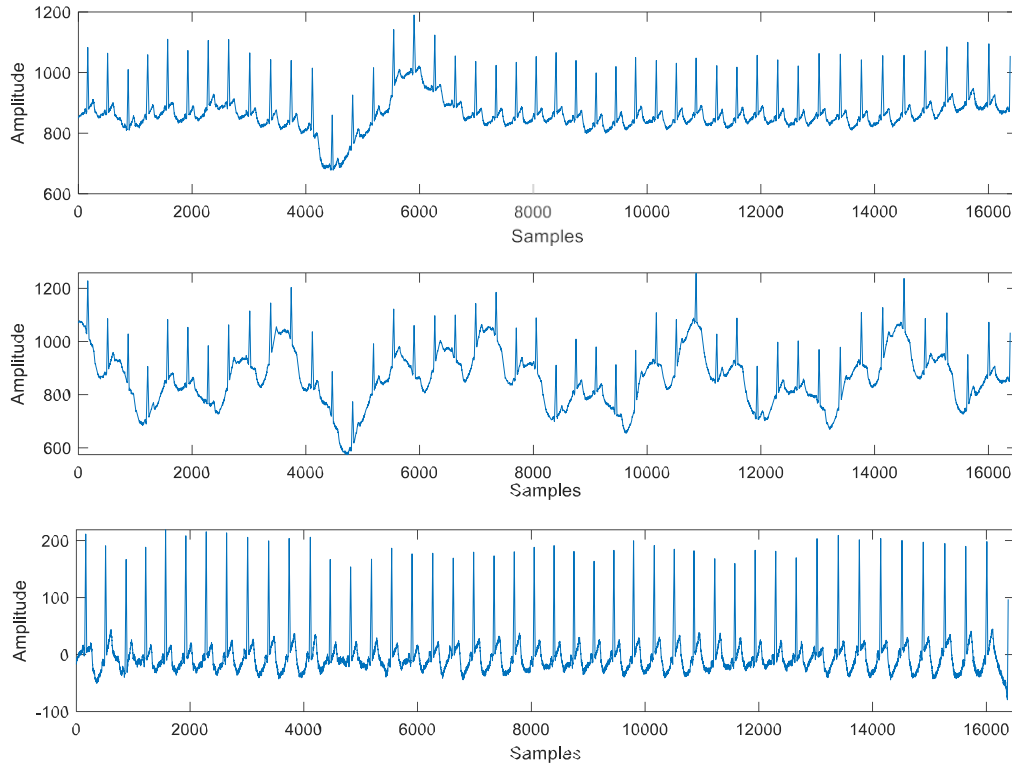


Fig.VI.7 Résultats visuels du débruitage d'un ECG contaminé par une dérive de la ligne de base : (a) enregistrement ECG mitdb/121 initialement contaminé (en haut), (b) enregistrement ECG+BW (au milieu), (c) signal ECG débruité par DWT (en bas).

Les résultats de l'ECG synthétique combinés avec BW sont illustrés à la Fig.VI. 8. D'après la forme d'onde de l'ECG débruité, on constate que la méthode basée sur la DWT élimine efficacement les dérives de la ligne de base. Le « BW extrait » est presque identique à BW, qui a été initialement introduit.

De plus, la Fig. IV.8 montre qualitativement la performance de la technique de réduction basée sur la DWT, qui permet une réduction importante du bruit lorsqu'elle est appliquée sur l'ECG synthétique. On constate que le bruit a été considérablement réduit dans les signaux corrompus par l'approche, sans perte d'informations médicales utiles.

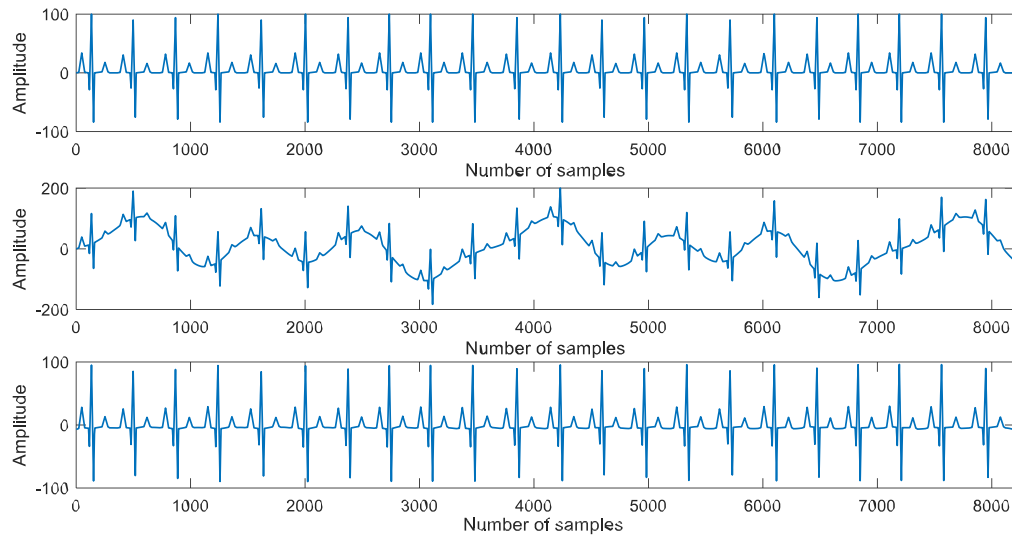


Fig.VI.8 Filtrage du signal ECG synthétique corrompu par une dérive de la ligne de base : (en haut) le signal synthétique original ECG, (au milieu) signal corrompu par BW (au bas) filtrage par transformée en ondelettes discrètes,

Le tableau .VI.4 présente les valeurs de SNR et de MSE obtenues à partir de la technique de débruitage basée sur DWT.

Tab.VI.4. Les résultats de débruitage de BW en termes de SNR_out et MSE

Technique	SNR_out	MSE
Technique de débruitage basé sur DWT	28.6283	0.4967

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons procédé à une validation expérimentale de l'approche proposée pour le débruitage des signaux ECG, basée sur la transformée en ondelettes discrète (DWT), le seuillage adaptatif et le filtrage de Wiener. Les travaux ont été menés sur des signaux issus de la base de référence MIT-BIH Arrhythmia Database, largement reconnue dans le domaine du traitement des signaux biomédicaux. Les signaux ont été artificiellement contaminés par un bruit blanc gaussien additif (AWGN) pour cinq niveaux de rapport signal sur bruit (SNR) d'entrée : -5 dB, 0 dB, 5 dB, 10 dB et 20 dB.

L'évaluation quantitative, basée sur le critère d'amélioration du rapport signal sur bruit (SNR_{imp}), a permis de comparer six familles d'ondelettes : Db1, Db4, Sym4, Sym8, Bior2.6 et Bior3.3. Les résultats obtenus montrent clairement que les performances varient significativement selon le type d'ondelette utilisé et le niveau de bruit appliqué.

L'inspection visuelle des signaux débruités confirme ces résultats qualitatifs. Les figures présentées dans ce chapitre montrent une réduction importante du bruit tout en préservant les composantes morphologiques essentielles du signal ECG, à savoir les complexes QRS ainsi que les ondes P et T. Cette préservation est cruciale pour un diagnostic médical fiable.

Les tableaux présentés dans ce chapitre confirment quantitativement l'amélioration du SNR (SNR_{imp}) et du MSE après application de l'approche DWT-Wiener pour le débruitage de bruit AWGN, et du seuillage dans DWT pour le débruitage de BW.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Les travaux réalisés dans le cadre de ce mémoire ont porté sur l'étude et la mise en œuvre d'une méthode de débruitage des signaux électrocardiographiques (ECG) basée sur la transformée en ondelettes discrète (DWT) associée à un filtre de Wiener.

Dans le premier chapitre, nous avons présenté des généralités sur le système cardiovasculaire ainsi que sur les signaux ECG. Les différentes composantes du signal électrocardiographique ont été décrites, ainsi que les principales perturbations susceptibles d'altérer sa qualité lors de l'acquisition.

Le deuxième chapitre a été consacré à présentation à la transformée en ondelette, l'analyse multi-résolution et les familles d'ondelettes les plus connues.

Dans le troisième chapitre, nous avons présenté la méthode proposée ainsi que les fondements théoriques des outils utilisés. L'approche développée repose sur l'utilisation de la transformée en ondelettes discrète associée au seuillage universel de Donoho pour l'atténuation du bruit gaussien additif (AWGN) en cascade avec le filtre de Wiener. La suppression de la dérive de la ligne de base (Baseline Wander) a été réalisée par l'annulation des coefficients d'approximation de la DWT.

Le quatrième chapitre a été consacré à l'implémentation de l'approche sous MATLAB et à l'évaluation expérimentale de ses performances sur plusieurs enregistrements de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database. Les résultats obtenus ont montré que la méthode proposée permet une réduction efficace du bruit pour différents niveaux de SNR d'entrée tout en préservant les caractéristiques morphologiques essentielles du signal ECG. L'étude comparative réalisée entre plusieurs familles d'ondelettes a également permis d'identifier les ondelettes les plus adaptées au débruitage des signaux ECG.

De manière générale, les résultats qualitatifs et quantitatifs obtenus confirment l'efficacité de la combinaison de la DWT et du filtre de Wiener pour améliorer la qualité des signaux ECG face au bruit additif (AWGN) et pour la suppression des coefficients d'approximation après une décomposition adaptée à la bande de la ligne de base (BW). Cette approche offre une solution robuste et performante pour les applications de prétraitement des signaux biomédicaux.

À titre de perspectives, il serait intéressant d'étendre ce travail à d'autres types de bruits réels, en utilisant la transformée translation-invariant (TI), qui est plus efficace que là

Transformée en ondelettes ordinaire, d'évaluer de nouvelles familles d'ondelettes et d'intégrer des méthodes d'intelligence artificielle afin d'améliorer davantage les performances de débruitage et de préserver au mieux les informations diagnostiques du signal ECG.