

République algérienne démocratique et populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF M'SILA

FACULTE DE TECHNOLOGIE

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

N° : 2018/SysTLC .05./87



DOMAINE : SCIENCE ET TECHNOLOGIE

ELECOMMUNICATION

Mémoire

Présenté pour l'obtention du diplôme de master

Option : système de télécommunication (STLC)

Par :Boudiaf Hanane

Intitulé

Débruitage des signaux ECG à multi copies

Soutenu devant le jury composé de:

KHALFA Ali. Université de M'sila Président

BOUKHANNOUFA Nabil. Université de M'sila Rapporteur

CHALABI Azzedine. Université de M'sila Examineur

Année Universitaire : 2017-2018

Remerciements

- ✓ *Je tiens tout d'abord à remercier « ALLAH » le tout puissant et miséricordieux, qui m'a donné la force et la patience d'accomplir ce travail.*
- ✓ *Je m'adresse mes remerciements les plus sincères à mon encadreur Dr Nabil BOUKHENNOUFA, pour m'avoir permis de bénéficier de son grand savoir dans le sujet, pour sa pédagogie, ses compétences et son aide durant la réalisation de ce travail.*
- ✓ *Mes vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre mémoire en acceptant d'examiner notre travail et de l'enrichir par leurs propositions.*
- ✓ *Je ne manquerai pas l'occasion de remercier l'ensemble des enseignants du Département d'Electronique.*
- ✓ *Enfin, je remercie toutes les personnes qui m'ont soutenu, d'une façon ou d'une autre, m'ont éprouvées incessamment leur estime et amabilité.*

Dédicace

Je dédie ce travail :

- ✓ *A mon cher père, ma raison de vivre qu'ALLAH l'accueille dans son vaste paradis, et à ma très chère mère, qu'elle trouve ici l'hommage de ma gratitude. J'espère que ce travail porte ma profonde reconnaissance pour leurs encouragements et leur patience. Que dieu m'aide à vous rendre un petit peu de vos sacrifices.*
- ✓ *A ma chère grand-mère Zineb*
- ✓ *A mes chers frères : Walid, Rabeh, Oussama et Islam Ibrahim*
- ✓ *A tout mes oncles et tantes.*
- ✓ *A tout mes cousins et cousines spécialement Atika, Amira, Houda, Manel et Nouha.*
- ✓ *A toute la famille BOUDIAF.*
- ✓ *A mes meilleurs amis Fazil, Okba, Imrane, Aymen et Affef.*
- ✓ *A tous mes amis et mes collègues de la promotion systèmes des Télécommunications 2017/2018.*
- ✓ *A tous ceux qui sont chers.*

Liste des abréviations

| | |
|---------------|---|
| ECG : | Electrocardiogramme. |
| OMS : | Organisation Mondiale de la Santé. |
| QRS : | Durée du complexe QRS. |
| IIR : | Infinite Impulse Response. |
| RIF : | Réponse Impulsionnelle Finie. |
| MSE : | Mean Square Error (erreur quadratique moyenne). |
| SNR : | Signal to Noise Ratio. |
| EMG : | Electromyogramme. |
| SVD : | Singular Value Decomposition. |
| TF : | Transformée de Fourier. |
| STFT : | Short Time Fourier Transform. |
| CWT : | Continuous Wavelet Transform. |
| DWT : | Discrete Wavelet Transform. |
| DPB : | Décomposition Passe-Bas. |
| DPH : | Décomposition Passe-Haut. |
| RPB : | Reconstruction Passe-Bas. |
| RPH : | Reconstruction Passe-Haut. |
| TOD : | Transformé en Ondelette Discrète. |
| TOC : | Transformé en Ondelette Continue. |

Liste des tableaux

Chapitre I

Tableau 3.1 Familles d'ondelettes.....

Chapitre IV

Tableau 4.1 Influence du type d'ondelette sur le SNR de sortie.....

Tableau 4.2 Efficacité du niveau de décomposition sur le SNR de sortie.....

Tableau 4.3 Résultats obtenus pour SNR d'entrée 15dB en fonction des paramètres Scal.....

Tableau 4.4 Résultats obtenus par les seuillages Soft et Hard.....

Tableau 4.5 Résultats de SNR de sortie pour les quatre possibilités de Tptr.....

Tableau 4.6 Influence du nombre de copies sur les résultats pour un SNR d'entrée 15dB.....

Tableau 4.7 Résultats du débruitage de tous les signaux de tests en multi copies.....

Tableau 4.8 Débruitage par filtre Médian

Tableau 4.9 Débruitage par filtre Savitzky-Golay.....

Tableau 4.10 Comparaison de notre approche avec le filtre Médian et S-Golay.....

Tableau 4.11 Résultats de comparaison de nos résultats avec ceux de Jingyu Yan et al...

Liste des figures

Chapitre I

| | | |
|-------------------|--|-----------|
| Figure 1.1 | Schéma général du cœur..... | 4 |
| Figure 1.2 | Circulation sanguine..... | 4 |
| Figure 1.3 | Les cinq phases du potentiel d'action d'une cellule du muscle myocardique,..... | 6 |
| Figure 1.4 | Activité électrique du cœur..... | 7 |
| Figure 1.5 | Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres..... | 10 |
| Figure 1.6 | Positions des électrodes précordiales..... | 11 |
| Figure 1.7 | ECG normal | 12 |
| Figure 1.8 | Appareil Holter..... | 15 |
| Figure 1.9 | Rythme sinusal..... | 16 |

Chapitre II

| | | |
|-------------------|---|-----------|
| Figure 2.1 | Densité spectrale de puissance des complexes QRS, des ondes P et T, et des bruits, après moyennes sur 150 battements | 18 |
| | Structure de réalisation transversale. | 21 |
| Figure 2.2 | Structure de réalisation récursive..... | 21 |
| Figure 2.3 | Bruit dû au mauvais contact électrode-peau. | 23 |
| Figure 2.4 | Bruits présents dans un signal ECG : (a) bruit du secteur 50Hz; (b) | |
| Figure 2.5 | fluctuations de la ligne de base; (c) le signal EMG et (d) les artefacts dus aux mouvements du patient..... | 24 |

Chapitre III

| | | |
|--------------------|--|-----------|
| Figure 3.1 | Conséquence d'un fenêtrage sur la TF d'une sinusoïde..... | 33 |
| Figure 3.2 | Différence entre onde et ondelette..... | 35 |
| Figure 3.3 | Exemple de fonction avec des principalement des basses fréquences accompagnée de hautes fréquences ne durant qu'un court instant..... | 36 |
| Figure 3.4 | Grille d'échantillonnage dyadique | 38 |
| Figure 3.5 | Algorithme de Mallat..... | 40 |
| Figure 3.6 | Décomposition pyramidale par ondelettes..... | 41 |
| Figure 3.7 | Construction des coefficients d'ondelettes | 42 |
| Figure 3.8 | Fonction d'échelle et fonction d'ondelette de Haar..... | 44 |
| Figure 3.9 | Ondelettes de Daubechies | 44 |
| Figure 3.10 | Ondelette de Daubechies (<i>db4</i>)..... | 45 |
| Figure 3.11 | Ondelettes de Symlets..... | 46 |
| Figure 3.12 | Ondelettes de Coiflets..... | 46 |

Chapitre IV

| | | |
|-------------------|--|-----------|
| Figure 4.1 | Schéma bloc de bruitage et de débruitage | 49 |
| Figure 4.2 | Schéma bloc de débruitage mono copie par DWT..... | 50 |
| Figure 4.3 | Caractéristiques des seuillages dur et doux..... | 51 |
| Figure 4.4 | Principe de débruitage multi copies par DWT..... | 52 |
| Figure 4.5 | Résultats de débruitage d'un signal ECG 100.dat par l'ondelette mère "db9"..... | 53 |
| Figure 4.6 | Résultats de débruitage par DWT..... | 55 |
| Figure 4.7 | Résultats de débruitage en multi copies pour les signaux 100.dat, 102.dat, 103.da, 105.dat et 117.dat | 56 |

Débruitage des signaux ECG à multi copies

ملخص

يعد تخطيط القلب الكهربائي تقنية واسعة الاستخدام للتشخيص الصحيح لعدد من الأمراض القلبية الوعائية ، حيث يؤدي وظيفته بشكل جيد ويوفر موثوقاً إشارة يمكننا من خلالها تطبيق الطرق المناسبة لمعالجة الإشارات .

عموما تلوث إشارات ECG رسم القلب عن طريق الضوضاء. يمكن أن تكون هذه الضوضاء من الطبيعة الداخلية أو الخارجية ويتم إنشاؤها خلال مرحلة التسجيل. الهدف من هذا المشروع هو تقليل الضوضاء من إشارة ECG. لهذا ، وللتقليل من الضوضاء التي تلوث إشارة تخطيط القلب ، استخدمنا بعض الطرق لتنقية إشارة تخطيط القلب واستخلاص الطريقة الأكثر ملائمة. تهدف هذه الدراسة إلى استخدام جهاز استشعار واحد والعديد من أجهزة الاستشعار لاقتناء الإشارة لزيادة أداء المرشح المستخدم.

Résumé

L'électrocardiographie est une technique largement utilisée pour le diagnostic correct d'un certain nombre de maladies cardio-vasculaires, elle remplit bien sa fonction et fourni de façon fiable un signal auquel nous pouvons appliquer des méthodes appropriées du traitement de signal.

Généralement les signaux électrocardiogrammes ECG sont contaminés par des bruits. Ces bruits peuvent être de natures internes ou externes et sont créés durant la phase d'enregistrement.

L'objectif visé dans ce projet est le débruitage du signal ECG. Pour, cela et afin de minimiser le bruit qui contamine le signal ECG, nous avons utilisé quelques méthodes pour filtrer le signal ECG et tirer la méthode la plus adéquate. Cette étude vise à utiliser un seul capteur et plusieurs capteurs pour l'acquisition du signal afin d'augmenter les performances du filtre utilisé.

Abstract

Electrocardiography is a widely used technique for the correct diagnosis of a number of cardiovascular diseases, it performs its function well and reliably provides a signal to which we can apply appropriate methods of signal processing.

Generally ECG electrocardiogram signals are contaminated by noises. These noises can be of internal or external nature and are created during the recording phase.

The goal of this project is the denoising of the ECG signal. For this, and in order to minimize the noise that contaminates the ECG signal, we have used many methods to filter the ECG signal and draw the most appropriate method. This study aims to use a single sensor and several sensors for the acquisition of the signal to increase the performance of the used filter.

Table des matières

Liste des figures

Liste des tableaux

Liste des abréviations

Introduction générale..... 1

CHAPITRE I : Signaux ECG

I.1. Introduction..... 3

I.2. Système cardio-vasculaire..... 3

I.2.1. Cœur..... 3

I.2.2. Circulation sanguine..... 4

I.3. Electrophysiologie cardiaque..... 5

I.3.1. Propriétés électro physiologiques des cellules cardiaques..... 5

I.3.2. Fonctionnement électrique du cœur..... 7

I.4. Electrocardiographie..... 8

I.4.1. Présentation..... 8

I.4.2. Système de dérivations électro cardiographiques..... 8

I.4.2.1. Dérivations périphériques..... 9

I.4.2.1.1. Dérivations périphériques bipolaires..... 9

I.4.2.1.2. Dérivations périphériques unipolaires..... 10

| | |
|--|----|
| I.4.2.2. Dérivations précordiales..... | 10 |
| I.4.2.3. Position des électrodes précordiales..... | 11 |
| I.4.3. Signal électrocardiogramme..... | 11 |
| I.4.3.1. Ondes enregistrées sur un ECG normal..... | 12 |
| I.4.4. Rythme cardiaque..... | 13 |
| I.4.5. ECG ambulatoire (HOLTER)..... | 14 |
| I.5. Pathologies cardiaques..... | 16 |
| I.5.1. Rythme sinusal..... | 16 |
| I.5.2. Arythmies cardiaques..... | 16 |
| Conclusion..... | 17 |

CHAPITRE II : Débruitage des signaux ECG

| | |
|---|----|
| II.1. Introduction..... | 18 |
| II.2. Contenu spectral de l'ECG..... | 18 |
| II.3. Différents types de filtres numériques..... | 19 |
| II.3.1. Filtres à réponse impulsionnelle finie (ou filtre RIF)..... | 19 |
| II.3.2. Filtres à réponse impulsionnelle infinie (ou filtre RII)..... | 19 |
| II.4. Structures des filtres numériques..... | 20 |
| II.4.1. Structure transversale (ou non réursive)..... | 20 |
| II.4.2. Structure réursive..... | 21 |
| II.5. Classification des bruits..... | 22 |
| II.5.1. Modèles de bruit..... | 22 |
| II.5.2. Rapport signal sur bruit..... | 22 |
| II.6. Types de bruits présents dans le signal ECG..... | 22 |
| II.6.1. Bruits d'origine technique..... | 23 |
| II.6.1.1. Bruit du réseau 50Hz..... | 23 |

| | |
|---|----|
| II.6.1.2. Bruits dus au mauvais contact électrode-peau..... | 23 |
| II.6.1.3. Autres bruits..... | 24 |
| II.6.2. Bruits physiques..... | 24 |
| II.6.2.1. Fluctuations de la ligne de base..... | 24 |
| II.6.2.1. Bruits dus au signal électromyogramme (EMG)..... | 25 |
| II.6.2.2. Autres artefacts d'origine physique..... | 25 |
| II.7. Débruitage du signal ECG..... | 25 |
| II.8. Techniques de débruitage existantes..... | 26 |
| II.8.1. Transformée (DWT)..... | 27 |
| II.8.1.1. Définition..... | 27 |
| II.8.1.2. Principe du débruitage par les ondelettes..... | 27 |
| II.8.2. Filtre de Kalman..... | 37 |
| II.8.2.1. Définition..... | 37 |
| II.8.2.2. Principe du débruitage par filtre de Kalman..... | 28 |
| II.8.3. Décomposition de la valeur singulière..... | 28 |
| II.8.3.1. Définition..... | 28 |
| II.8.3.2. Principe du débruitage par SVD..... | 28 |
| II.8.4. Filtre Médian..... | 29 |
| II.8.4.1. Définition..... | 29 |
| II.8.4.2. Suppression du bruit par filtre Médian..... | 29 |
| II.8.5. Filtre Savitzky-Golay..... | 30 |
| II.8.5.1. Définition..... | 30 |
| II.8.5.2. Principe du débruitage par filtre Savitzky-Golay..... | 30 |
| Conclusion..... | 30 |

CHAPITRE III : Transformées en ondelettes

III.1. Introduction..... 31

III.2. Méthodes d'analyse et de traitement du signal..... 31

 III.2.1. Transformée de Fourier (TF)..... 32

 III.2.2. Transformée de Fourier à court terme (STFT)..... 32

III.3. Ondelette..... 34

 III.3.1. Transformée en ondelettes continue (CWT)..... 35

 III.3.2. Propriétés principales des ondelettes..... 36

 III.3.3. Décomposition en séries d'ondelettes..... 37

 III.3.4. Transformée en ondelettes discrète (DWT)..... 39

 III.3.5. Implémentation des ondelettes discrètes par bancs des filtres..... 39

 III.3.5.1. Algorithme de Mallat..... 39

 III.3.5.2. Architecture pyramidale..... 40

 III.3.5.3. Analyse multi résolution..... 41

 III.3.5.4. Transformée en ondelettes inverse..... 41

III.4. Familles d'ondelettes..... 42

 III.4.1. Ondelettes de Daubechies..... 43

 III.4.2. Ondelettes de Symlets..... 45

 III.4.3. Ondelettes de Coiflets..... 46

Conclusion..... 47

CHAPITRE IV : Simulations et résultats

IV.1. Introduction..... 48

IV.2. Signaux ECG de tests..... 48

| | |
|---|-----------|
| IV.3. Principe du débruitage..... | 49 |
| IV.4. Critère de qualité utilisé..... | 49 |
| IV.5. Principe du débruitage multi copies par les ondelettes..... | 50 |
| IV.5.1. Choix du type d'ondelette mère..... | 52 |
| IV.5.2. Choix du nombre de niveaux de décompositions..... | 53 |
| IV.5.3. Choix de la méthode de seuillage..... | 54 |
| IV.6. Débruitage par filtre Médian..... | 58 |
| IV.7. Débruitage par filtre Savitzky-Golay..... | 59 |
| IV.8. Comparaison des résultats obtenus..... | 59 |
| Conclusion..... | 60 |
| | |
| Conclusion générale..... | 62 |
| | |
| Bibliographie..... | 64 |

Introduction
Générale

Introduction générale

Les maladies cardiovasculaires représentent la cause la plus fréquente de décès dans le monde selon les études statistiques annuelles faites au niveau de l'organisation mondiale de la santé (OMS).

La pulsation rythmique du cœur est engendrée par une onde d'activité électrique oscillante. Le front de l'onde agit en fait comme un dipôle électrique dont l'amplitude et la direction change avec le temps, suivant en cela diverses phases du cycle cardiaque.

La technique d'électrocardiographie appelée communément (ECG), consiste à mesurer les différences de potentiel, variables dues au champ dipolaire, en différents points du corps [1]. A partir de ces mesures, il est possible de déduire l'évolution temporelle du moment du dipôle électrique dans ces variations au cours du cycle cardiaque. Ce moment pouvant être affecté par des changements de type pathologique dans le muscle cardiaque et/ou le système nerveux contrôlant l'activité de ce dernier, l'électrocardiogramme, qui est le résultat de ces mesures, est devenu un outil essentiel dans la caractérisation des maladies cardiaques.

Aujourd'hui l'électrocardiographie est une technique relativement peu coûteuse, permettant à l'aide d'un examen indolore et sans danger, de surveiller le système cardiovasculaire [1], notamment pour la détection des troubles du rythme et la prévention de l'infarctus du myocarde.

Dans les appareils qui étaient, jusqu'à une époque récente analogiques et qui sont devenus en grande partie numériques, un filtrage permet d'éliminer les signaux de hautes fréquences secondaires à l'activité musculaire autre que cardiaque et aux interférences des appareils électriques.

La qualité du signal peut être améliorée par le moyennage de plusieurs complexes. Cette technique de moyennage est particulièrement employée sur les appareils adaptés aux épreuves d'effort où le tracé est fortement artéfacté par le mouvement du patient. La nature non stationnaire de ce signal et les bruits qui l'affectent nécessitent l'utilisation d'une variété d'approches et techniques permettant son traitement.

L'objectif visé de ce projet est le débruitage du signal ECG. Pour, cela et afin de minimiser le bruit qui contamine le signal ECG, nous avons utilisé des méthodes pour filtrer

le signal ECG et tirer la méthode la plus adéquate. Cette étude vise à utiliser un seul capteur et plusieurs capteurs pour l'acquisition du signal afin d'augmenter les performances du filtre utilisé.

De ce fait, le plan de notre travail s'articule comme suit :

- Le premier chapitre présente brièvement un rappel physiologique du cœur et du fonctionnement du système cardiovasculaire, ainsi que quelques pathologies cardiaques (trouble du rythme cardiaque) typiques et souvent illustrées dans un enregistrement électrocardiogramme ECG.
- Le deuxième chapitre est principalement consacré à la présentation des caractéristiques des signaux ECG en termes de fréquences. Les différents filtres numériques ont été discutés dans ce chapitre. La classification des types de bruits additifs aux signaux ECG a été abordée. Ainsi, ce chapitre présente quelques méthodes appliquées pour le débruitage des signaux ECG.
- Le troisième chapitre présente des notions générales sur les transformées en ondelettes continue et discrète (DWT : Discrete Wavelet Transform). Ainsi, les différentes familles d'ondelettes mères sont exposées également. Etant donné que les transformées en ondelettes sont des filtres et se sont la base de notre projet pour effectuer le débruitage des signaux ECG.
- Le quatrième chapitre a porté sur une description détaillée de la stratégie de mise en œuvre de la DWT pour minimiser l'effet du bruit dans le cas de la présence de plusieurs copies du même signal.
- Finalement, notre étude se termine par une conclusion et quelques perspectives relatives à ce travail.

Chapitre 1
Signaux ECG

I.1. Introduction

A travers ce chapitre, une description générale du système cardiovasculaire est d'abord faite, suivie d'une description détaillée de l'activité physiologique cardiaque.

Cette présentation se limite principalement aux différents paramètres décrivant le signal électrocardiogramme ECG en vue d'une meilleure compréhension du travail présenté dans ce mémoire. Les lecteurs intéressés par une approche médicale profonde pourront consulter les nombreux ouvrages médicaux disponibles [2] [3].

Ce chapitre se termine par une brève description de pathologies cardiaques exploitées dans ce travail.

I.2. Système cardio-vasculaire

Le système cardio-vasculaire appelé aussi système circulatoire assure la circulation du sang d'une manière continue dans l'organisme. Il permet ainsi d'alimenter les tissus cellulaires en oxygène et en nutriments et d'évacuer les déchets vers les reins et le dioxyde de carbone vers les poumons. Ce système est composé d'un organe pompe, le cœur, et d'un réseau continu et fermé de conduits qui permettent le transport du sang, le système vasculaire (les veines et les artères).

I.2.1. Cœur

Le cœur est un organe creux et musculaire comparable à une pompe, qui assure la circulation du sang dans les veines et les artères. Sa forme est similaire à un cône inversé (sa base vers le haut et à droite et son apex en bas et à gauche).

Cet organe se situe dans le médiastin, qui est la partie médiane de la cage thoracique délimitée par les deux poumons, le sternum et la colonne vertébrale. Il se trouve un peu à gauche du centre du thorax. Le cœur pèse en fait environ 300 grammes chez l'homme adulte, 250 grammes chez la femme. Il est capable de propulser, au repos, 4 à 5 litres de sang par minute.

C'est pour cela, les chercheurs le considère comme une pompe musculaire subdivisée en quatre cavités : deux oreillettes et deux ventricules [4] (Figure 1.1), permettant de propulser le sang vers toutes les cellules du corps humain. Les paires oreillette-ventricule droite et gauche constituent respectivement les cœurs droit et gauche.

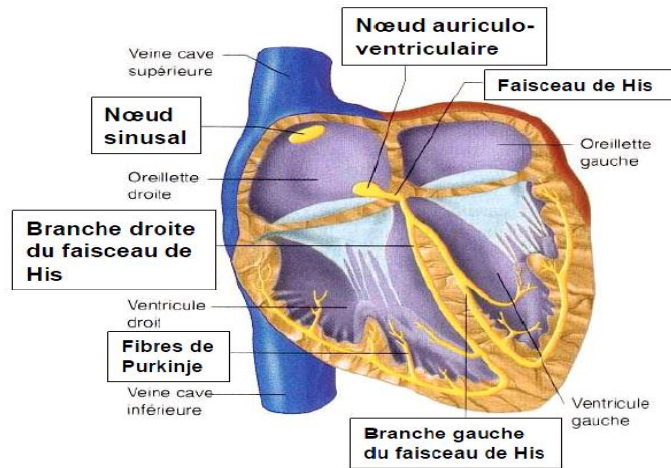


Figure 1.1 : Schéma générale du cœur

I.2.2. Circulation sanguine

L'oreillette droite récupère le sang pauvre en oxygène des veines caves supérieure et inférieure, et le propulse après contraction vers le ventricule droit. Cette phase est la systole auriculaire. En outre, elle est suivie d'une autre diastolique, permettant d'envoyer le sang dans les poumons à travers les artères pulmonaires. Le dioxyde de carbone véhiculé par ce sang sera évacué par les poumons vers l'extérieur du corps, et par la suite sera rechargé en oxygène.

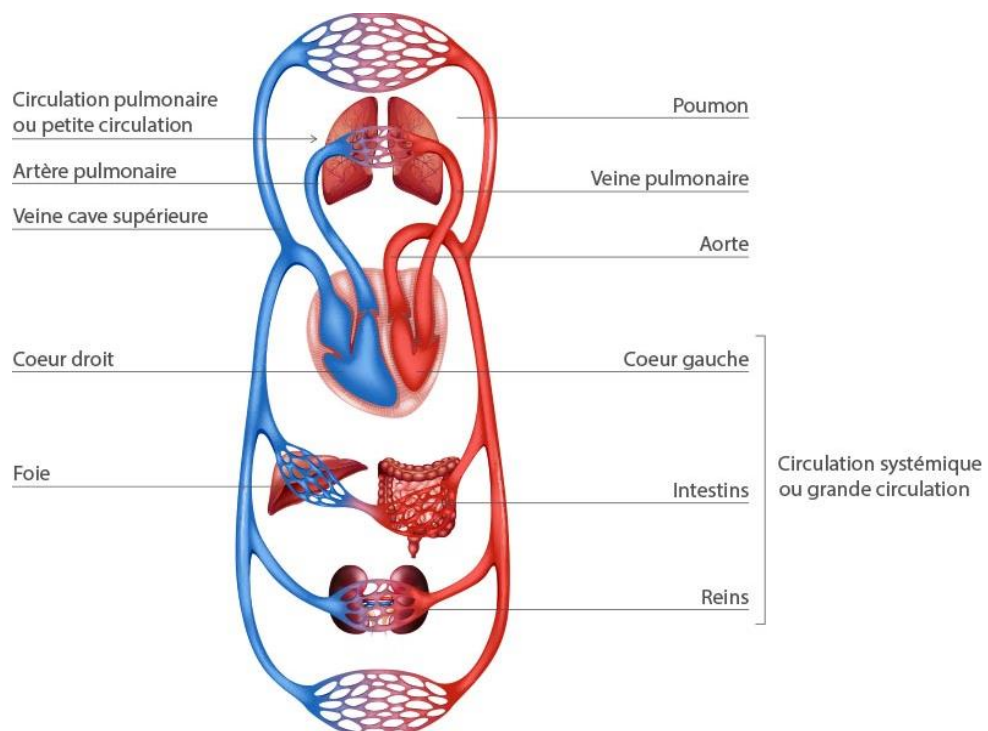


Figure 1.2 : Circulation sanguine

Le sang revient ensuite au cœur dans l'oreillette gauche, puis passe dans le ventricule gauche là où il est envoyé vers les organes dans le réseau artériel à travers l'aorte [5]. L'ensemble de ces étapes forme la circulation sanguine illustrée sur la figure 1.2.

I.3. Electrophysiologie cardiaque

Le cœur est un organe automatique. Il possède en lui même tous les éléments de son fonctionnement. Cet automatisme est lié au tissu nodal (système de conduction cardiaque très spécialisé).

En effet, il se contracte parce qu'un stimulus (ou onde de dépolarisation) prend origine au niveau de la paroi postérieure de l'oreillette droite. Ce stimulus traverse d'abord les deux oreillettes puis passe par la suite aux ventricules. En réalité, Cet organe comporte un réseau intrinsèque de cellules conductrices qui produisent et propagent des impulsions électriques, ainsi que des cellules qui répondent à ces impulsions par une contraction.

Pour mieux comprendre l'origine des phénomènes électriques et mécaniques du cœur, les propriétés électro-physiologiques de la cellule cardiaque seront discutées tout d'abord.

I.3.1. Propriétés électro physiologiques des cellules cardiaques

Les cellules cardiaques sont entourées d'une membrane qui permet le passage de différenciations, ce qui engendre des différences de concentration de part et d'autre de cette membrane cellulaire.

Le *sodium* (Na^+) est 10 fois plus concentré à l'extérieur qu'à l'intérieur de la membrane, par contre la concentration intracellulaire de *potassium* (K^+) est 30 fois supérieure qu'à l'extérieur de la cellule et enfin le *calcium* (Ca^{++}) est très concentré à l'extérieur par rapport à l'intérieur.

Les différences de concentration de ces particules chargées électriquement aboutissent à des différences de potentiel entre l'intérieur et l'extérieur de la membrane cellulaire. Au repos, l'intérieur de la cellule est chargé négativement avec une différence de potentiel de -90mV ce qui est connu par le potentiel de repos.

Lorsque la cellule est excitée par un stimulus électrique, mécanique ou chimique, des modifications transitoires de la membrane vont aboutir à une entrée brutale de sodium, suivie

d'une entrée de calcium et d'une sortie de potassium. La différence de potentiel passe alors de -90mV à environ $+20\text{mV}$. C'est *le potentiel d'action*.

Lors de la contraction des cellules cardiaques, des échanges ioniques se déroulent et définissent ainsi le potentiel d'action, présenté sur la figure 1.3, qui comprend 5 phases successives :

La phase 0 ou dépolarisation rapide : après une excitation électrique au-dessus du seuil d'activation de la cellule, un afflux rapide d'ions Na^+ rentre dans la cellule et inverse rapidement la polarité de la cellule.

La phase 1 ou début de repolarisation : elle est caractérisée par une repolarisation rapide et de courte durée, due à l'inactivation des canaux Na^+ et au flux sortant d'ions de potassium K^+ .

La phase 2 ou plateau : elle correspond à la phase de repolarisation lente. Elle est due à l'entrée lente des ions Ca^{++} dans la cellule qui atténue l'influence des canaux K^+ continuant à sortir, ralentissant ainsi la phase de repolarisation.

La phase 3 ou repolarisation : elle correspond à la phase de repolarisation finale, et se caractérise par la fermeture de canaux ioniques spécifiques qui ramène la cellule au potentiel de repos original. Durant cette phase, les ions K^+ sont toujours sortants tandis que le potentiel de la cellule tend vers son seuil de repos.

La phase 4 : elle correspond au potentiel de repos, où la cellule est plus facilement excitable.

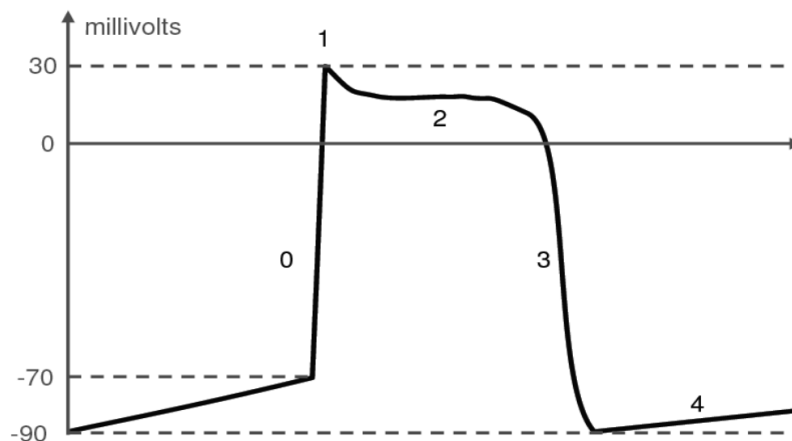


Figure 1.3 : Les cinq phases du potentiel d'action d'une cellule du muscle myocardique.

Respectivement, la phase 0 correspond à la dépolarisation de la cellule, la phase 1 au début de la repolarisation, la phase 2 à la repolarisation lente, la phase 3 à la repolarisation

rapide, et la phase 4 au repos. Dans un second temps les mécanismes servant à rétablir les différences de concentration vont se réactiver et rétablir les différences de concentration de part et d'autre de la membrane : c'est la phase de repolarisation de la cellule au cours de laquelle la cellule ne peut pas réagir à une nouvelle stimulation. C'est **la période réfractaire**.

I.3.2. Fonctionnement électrique du cœur

Le cœur comprend un système de conduction électrique automatique qui assure chacun de ses battements. La contraction du muscle cardiaque est régie par une impulsion électrique qui prend sa naissance dans le nœud sinusal (ou de Keith et Flack) situé au niveau de la veine cave supérieure, dans l'oreillette droite comme illustré dans la figure 1.4. Ce nœud est constitué d'un ensemble de cellules auto-excitables qui génère un courant de dépolarisation 60 à 100 fois par minute. Ce nœud est considéré comme le "pacemaker" du cycle cardiaque.

Cette excitation électrique se propage dans les deux oreillettes induisant la systole auriculaire et arrive au nœud auriculo-ventriculaire (ou d'Achoff-Tawara) seul point de passage entre les oreillettes et les ventricules situé dans le septum inter ventriculaire (figure 1.4).

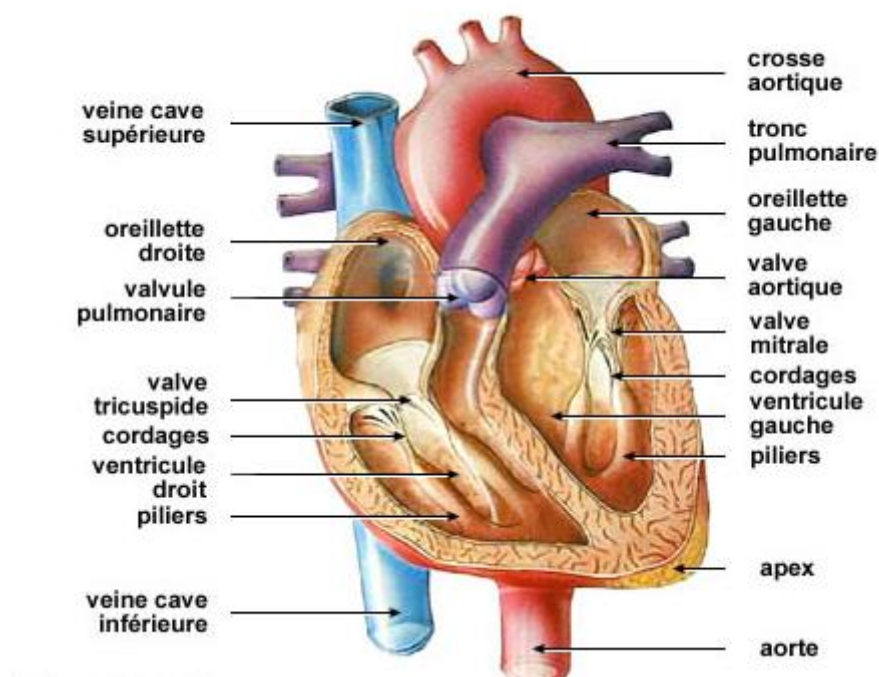


Figure 1.4 : Activité électrique du cœur

A ce niveau, l'excitation électrique marque une courte pause avant de passer au faisceau de His et par suite au réseau de Purkinje induisant la systole ventriculaire. Cette pause est très importante pour permettre une stimulation retardée par rapport aux oreillettes ce qui permet aux ventricules d'être complètement remplis au moment de la contraction auriculaire (illustré dans la figure 1.4).

Ce système électrique explique la régularité du rythme cardiaque et assure la coordination des contractions auriculo-ventriculaires.

I.4. Electrocardiographie

I.4.1. Présentation

L'électrocardiographie est une technique relativement peu coûteuse permettant, à l'aide d'un simple examen et sans danger, de surveiller le bon fonctionnement de l'appareil cardiovasculaire.

Cette technique, née pour la première fois en 1887 avec les travaux de Waller [6], est révélée à la communauté médicale par l'invention en 1901 du galvanomètre à cordes [7] [8], et qui a valu à son auteur, le Dr. Wilhem Einthoven, le prix Nobel de Médecine en 1924 [9]. Par la suite, l'électrocardiographie est devenue une technique incontournable et primordiale dans le domaine de cardiologie. Le corps humain est considéré comme électriquement conducteur. Par conséquent, les potentiels d'actions générés au niveau des fibres cardiaques lors de l'activité mécanique cardiaque peuvent être recueillis par des électrodes métalliques placées sur la surface de la peau. L'enregistrement graphique de cette activité électrique du cœur est appelé signal électrocardiogramme ECG.

Les positions des électrodes utilisées pour le recueil du signal ECG sont connues par dérivations électro cardiographiques. L'ECG standard est enregistré sur 12 dérivations (six dérivations périphériques et six précordiales)

I.4.2. Système de dérivations électro cardiographiques

La dérivation en électrocardiographie se définit par deux points d'observation de l'activité électrique du cœur à partir desquels on mesure une différence de potentiel électrique. Généralement, les appareils électro cardiographiques peuvent enregistrer plusieurs différences

de potentiels en même temps selon l'emplacement et le nombre d'électrodes réparties sur le corps. Chaque mesure de ces potentiels correspond alors à une dérivation de l'ECG. L'emplacement de ces électrodes est choisi de manière à explorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque résultant de la contraction du myocarde.

I.4.2.1. Dérivations périphériques

Les dérivations périphériques (ou dérivations des membres) permettent d'étudier l'activité électrique du cœur sur le plan frontal. Elles sont obtenues au moyen de 4 électrodes appliquées au bras droit, au bras gauche et à la jambe gauche, l'électrode de la jambe droite étant une électrode neutre destinée à éliminer les parasites électriques.

Elles ont été déterminées par Einthoven en 1912 (Les dérivations périphériques bipolaires) et complétées par Goldberger en 1942 (Les dérivations périphériques unipolaires).

I.4.2.1.1. Dérivations périphériques bipolaires

Les dérivations bipolaires (DI, DII, DIII) ont été déterminées par Einthoven [10] au début du vingtième siècle et restent encore utilisées aujourd'hui.

Ces dérivations utilisent trois électrodes placées sur le sujet. Les électrodes sont placées sur les bras droit et gauche et sur la jambe gauche pour former un triangle (**triangle d'Einthoven**).

Ces dérivations sont dites bipolaires parce qu'elles mesurent une différence de potentiel entre deux électrodes.

Chaque côté du triangle formé par les trois électrodes représente une dérivation en utilisant une paire d'électrodes différente pour chacune des dérivations (voir figure 1.5). Les trois dérivations sont :

- DI (dérivation I) avec $DI = VL - VR$
- DII (dérivation II) avec $DII = VF - VR$
- DIII (dérivation III) avec $DIII = VF - VL$

Avec : VL le potentiel sur le bras gauche

VR le potentiel sur le bras droit

VF le potentiel sur la jambe gauche

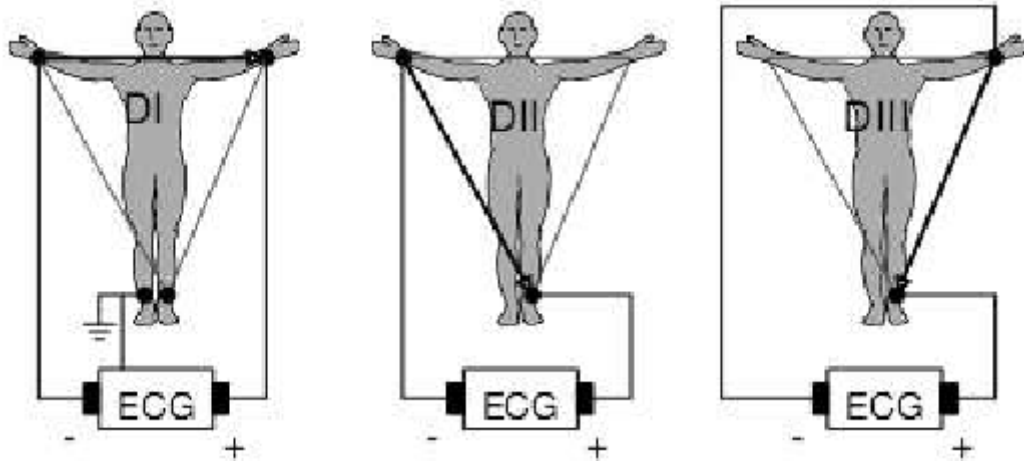


Figure 1.5 : Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres.

I.4.2.1.2. Dérivations périphériques unipolaires

Les dérivations unipolaires ont été introduites par Wilson (Figure 1.6). Dans son système, les dérivations sont obtenues entre une électrode exploratrice placée au sommet du triangle d'Einthoven et une borne centrale (électrode neutre ou indifférente, dont le potentiel est la moyenne des potentiels des trois sommets du triangle d'Einthoven). Cela a donné les dérivations unipolaires VL VR et VF. Plus tard, Goldberg [11] a modifié le système des dérivations de Wilson pour obtenir trois dérivations unipolaires augmentées, appelées aVL aVR et aVF. La lettre a (de l'anglais augmented) désigne le fait que les nouvelles dérivations amplifient les variations de potentiel des dérivations de Wilson par un facteur de 1.5.

I.4.2.2. Dérivations précordiales

Pour mesurer les potentiels proches du cœur, Wilson a introduit les dérivations du plan horizontal V1, V2, V3, V4, V5, et V6. Ces six dérivations sont localisées du côté gauche du thorax comme illustré dans la figure 1.6. Les potentiels sont enregistrés à partir d'une électrode exploratrice (pôle positif) placée sur le thorax et l'électrode de référence (pôle

négatif) connectée à la borne centrale de Wilson. Cesont des dérivations rapprochées car l'électrode exploratrice est placée à faible distance desparois du ventricule droit et gauche.

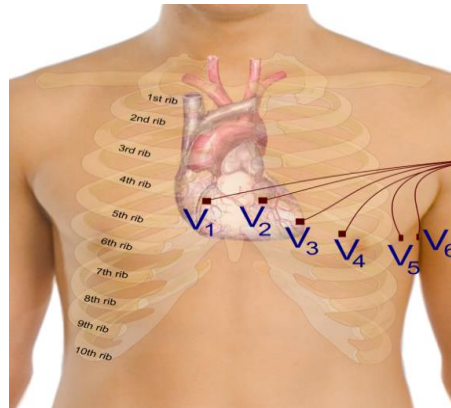


Figure 1.6. Positions des électrodes précordiales

I.4.2.3. Position des électrodes précordiales

- V1 : 4ème espace intercostal, bord droit du sternum (ligne parasternale)
- V2 : 4ème espace intercostal, bord gauche du sternum (ligne parasternale)
- V3 : à mi-distance entre V2 et V4
- V4 : 5ème espace intercostal, ligne médio-claviculaire gauche
- V5 : à mi-distance entre V4 et V6, sur la ligne axillaire antérieure
- V6 : même niveau horizontal que V4 et V5, ligne axillaire moyenne

I.4.3. Signal électrocardiogramme

Comme introduit auparavant, l'électrocardiogramme ECG est obtenu à partir d'un appareil, l'électrocardiographe, qui enregistre l'activité mécanique du cœur sous forme d'un signal électrique. Ce signal électro-physiologique est recueilli par l'intermédiaire des électrodes métalliques bien placées sur la surface de la peau.

L'information enregistrée dans l'ECG se présente comme une série d'ondes électriques, aux formes et durées particulières qui se répètent à chaque cycle cardiaque.

En réalité, ces ondes traduisent les différents phénomènes mécaniques relatifs au parcours du potentiel d'action de la stimulation cardiaque et dont les étapes sont successives comme illustré dans la figure 1.7.

I.4.3.1. Ondes enregistrées sur un ECG normal

La figure 1.7 montre la morphologie du signal ECG normal sur un cycle cardiaque.

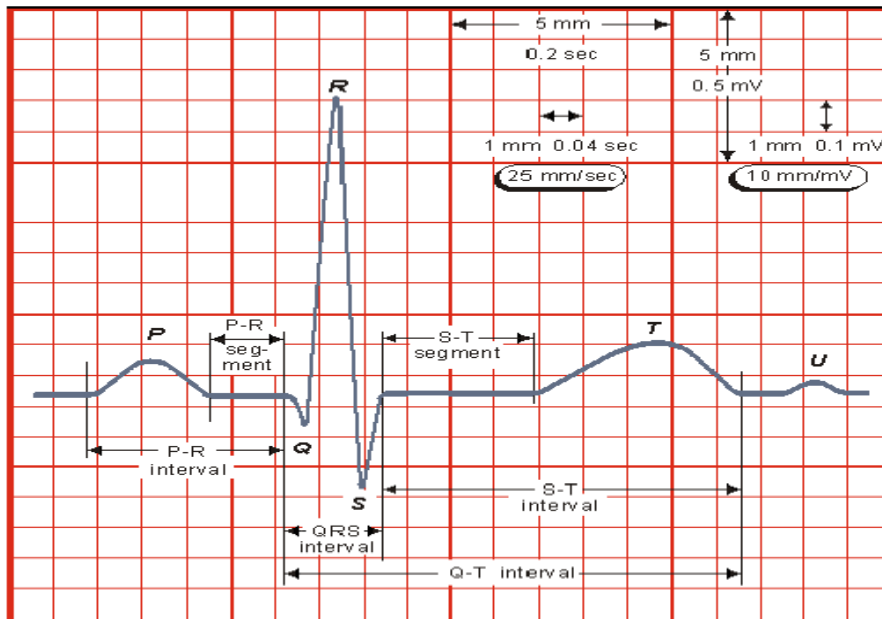


Figure 1.7 : ECG normal

On observe dans un signal électro cardiographique ECG que le processus de contraction et de décontraction du myocarde se présentent comme une séquence de déflexions positives et négatives superposées à une ligne de potentiel zéro (ligne de base) qui correspond à l'absence des phénomènes cardiaques comme illustré dans la figure 1.7. Par convention, on attribue aux ondes principales de l'ECG les lettres P, Q, R, S, T et U :

P : onde auriculaire.

PR : temps de condition auriculo-ventriculaire.

QRS : onde ventriculaire rapide ou de dépolarisation.

Q : première onde négative.

R : première onde positive.

S : première onde négative suivant une onde positive.

ST-T : onde ventriculaire lente ou de repolarisation.

L'onde P :

Elle représente la dépolarisation auriculaire. sa durée est l'ordre de 90 ms. C'est une onde positive dont l'amplitude est normalement inférieure ou égale à 0.2 mV.

Le complexe QRS :

Il correspond à la dépolarisation ventriculaire précédente l'effet mécanique de contraction. Sa durée normale est comprise entre 85 et 95 ms.

L'onde T :

Elle correspond à la repolarisation ventriculaire. Elle est normalement de faible amplitude et ne témoigne d'aucun événement mécanique. Cette onde succède au complexe QRS après retour à la ligne isoélectrique.

L'onde U :

Dans certaines occasions, une onde, dite onde U, peut être observée après l'onde T. C'est une onde de faible amplitude et elle est visible dans certaines dérivations notamment chez les athlètes. L'onde U est souvent associée aux processus de repolarisation ventriculaire tardive, mais le mécanisme de sa genèse est encore discuté.

En général, un tracé d'un électrocardiogramme normal se présente comme illustré dans la figure 1.7. La caractérisation d'un ECG concerne les durées, les amplitudes et la morphologie des ondes P, QRS et T ainsi que d'autres paramètres temporels qui sont les segments PR et ST, et les intervalles PR, QT et ST.

I.4.4. Rythme cardiaque

Le rythme cardiaque est en relation à la fois du lieu de genèse de l'activité électrique du cœur et de la régularité ou non de sa propagation. Ainsi, on parle de rythme sinusal régulier lorsqu'il est :

- régulier : l'intervalle R-R est quasi-constant sur tout le tracé, avec des complexes QRS similaires.
- sinusal : l'activité électrique est générée par le nœud sinusal.

L'analyse du rythme cardiaque à partir du signal électrocardiogramme est accomplie par la vérification de la régularité du rythme et de son origine qui peut être :

- **Sinusal** (du nœud sinusal : une onde P précède chaque complexe QRS).
- **Fonctionnel** (du nœud auriculo-ventriculaire : complexes QRS fins et onde P rétrograde).

- **Ventriculaire** (myocytes ventriculaires : complexe QRS élargi et sans onde P).
- **Ectopique** (issu des cellules musculaires auriculaires : onde P anormale et complexe QRS normal).
- **Artificiel** (pacemaker).

Dans le cas du pacemaker, le rythme cardiaque est imposé par un stimulateur cardiaque implanté au voisinage du cœur.

I.4.5. ECG ambulatoire (HOLTER)

L'ECG standard 12 D (douze dérivations) est l'examen le plus utilisé dans le domaine de la cardiologie. Il permet d'avoir différents points d'observation de l'activité électrique du cœur. Il porte des informations très importantes qui peuvent donner des indications au cardiologue en vue d'une identification d'une anomalie cardiaque.

Cependant, Malgré la quantité d'informations qu'un signal ECG peut fournir, il ne reflète qu'un court instant de l'activité électrique recueillie pendant les quelques secondes d'enregistrement, et dans la plupart des cas, cela suffit pour établir un diagnostic et aider à l'élaboration d'un traitement.

Mais, il existe d'autres pathologies qui n'apparaissent que de manière sporadique et qui ne peuvent pas être détectées par un examen ECG standard.

Pour cette raison le Dr Norman Holter [12], biophysicien américain a inventé un système d'enregistrement ECG continu et portatif connu sous le nom de « l'appareil Holter ». Après bien des perfectionnements et une grande miniaturisation liée aux progrès de l'électronique, le dispositif permettant « l'enregistrement Holter » (ou tout simplement « le Holter ») est maintenant d'utilisation courante. L'appareil, qui se présente sous un aspect le faisant ressembler à un baladeur audio que le patient porte en bandoulière ou en ceinture, est relié par un câble à des électrodes collées sur la poitrine du patient (voir la figure 1.8).

L'enregistrement Holter est un examen au cours duquel le signal ECG est enregistré sur une durée de 24 à 48 heures et pendant lequel le patient peut continuer à poursuivre ses activités habituelles (un examen ambulatoire). Le support de cet enregistrement a longtemps été une simple bande magnétique (cassette audio du commerce : enregistrement analogique), il est maintenant une disquette ressemblant à une carte de crédit où l'ECG est stocké sous forme numérique.

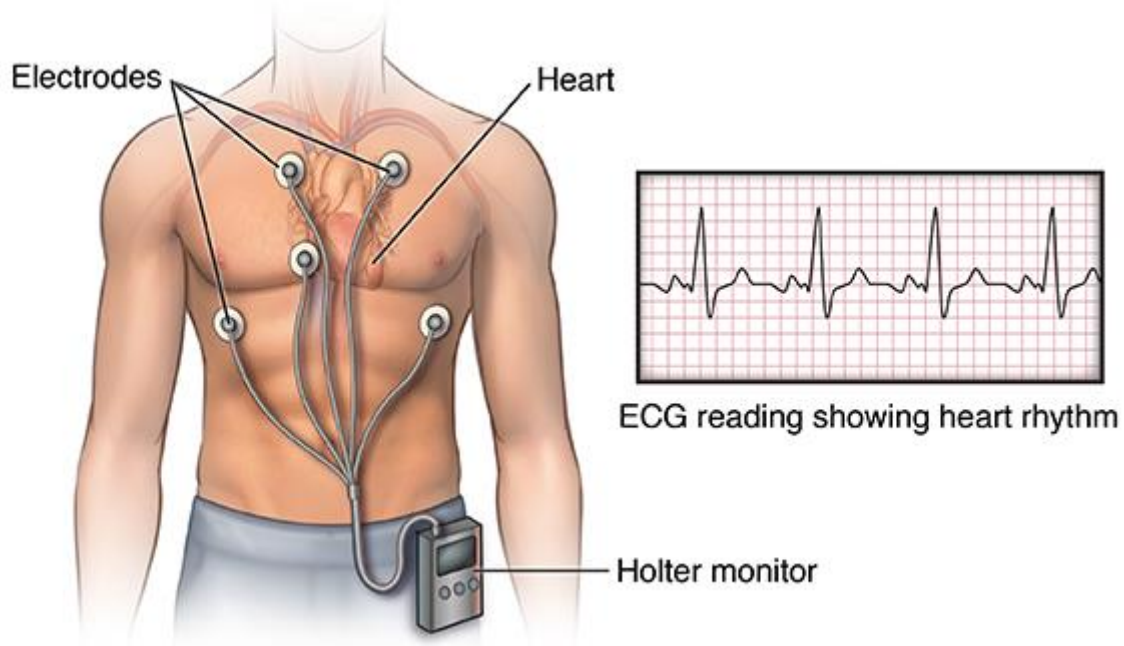


Figure 1.8 : Appareil Holter

Le principal avantage de l'enregistrement Holter par rapport à l'ECG est qu'il permet la détection d'événements sporadiques qui n'interviennent pas nécessairement au cours des quelques secondes de l'enregistrement ECG standard lorsque le patient est au repos. En effet, parfois le patient peut présenter des signes cardiaques (douleurs, palpitations, impression de cœur battant très vite, lentement ou de façon irrégulière), cependant l'examen cardiologique standard de base (ECG 12D), effectué en dehors des périodes de symptômes, peut cependant se révéler normal. D'où l'intérêt de l'examen Holter qui peut fournir plus d'information sur le fonctionnement cardiaque sur une longue durée.

Cet examen permet de déceler de très nombreuses maladies des muscles cardiaques, notamment celles qui présentent des troubles du rythme cardiaque et de la conduction.

Le paragraphe suivant présente les différentes pathologies cardiaques et plus particulièrement celles que leurs détections nécessitent un examen Holter.

Depuis quelques temps, la communauté des cardiologues commence à envisager des enregistrements Holter de très longues durées : 1 mois par exemple, ce qui correspond à plus de 2 millions de battements enregistrés. On comprend que l'analyse d'une telle quantité d'informations n'est envisageable que parce qu'un traitement automatique des données enregistrées est aujourd'hui possible.

I.5. Pathologies cardiaques

Ce paragraphe décrit très brièvement les différentes pathologies cardiaques et plus particulièrement celles susceptibles d'être repérées en utilisant un enregistrement Holter.

Notre objectif dans cette partie n'est pas d'analyser précisément les origines de ces maladies et leurs conséquences sur le fonctionnement cardiaque ni de décrire les traitements que ces pathologies nécessitent, mais simplement de mettre en relation certaines observations anormales du tracé ECG avec les pathologies les plus courantes.

Parmi les maladies les plus rencontrées, ceux qui affectent le rythme cardiaque et qui sont appelées les arythmies cardiaques. Mais avant de parler des arythmies, il est intéressant de connaître les caractéristiques du rythme normale appelé aussi rythme sinusal.

I.5.1. Rythme sinusal

C'est le rythme "normal" du cœur qui correspond à une activation physiologique des oreillettes, puis des ventricules, à partir du nœud sinusal.

Le rythme sinusal est caractérisé par un rythme cardiaque régulier, normalement compris entre 60 et 80 / minute chez l'adulte au repos. Il se caractérise sur l'ECG par une succession d'ondes P, suivie de ventriculogramme (activité ventriculaire (le complexe QRS et l'onde T)), comme illustré dans la figure 1.9.

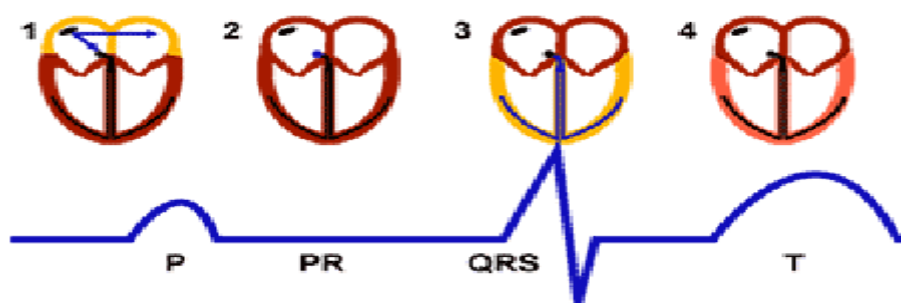


Figure 1.9 : Rythme sinusal.

I.5.2. Arythmies cardiaques

Pour un sujet normal, chaque battement du cœur propulsant le sang dans les artères (la phase systolique) est déclenché par une impulsion électrique. Cette excitation est générée par

un groupe de cellules cardiaques de nature différente, appelé le nœud sinusal, situé dans l'oreillette droite.

L'arythmie survient lorsque l'excitation électrique naît ailleurs que dans le nœud sinusal, dans le nœud atrio-ventriculaire ou les ventricules par exemple, ou que l'impulsion électrique ne suit plus les chemins de propagation normales.

Au repos, le cœur effectue normalement entre 60 et 80 battements à la minute (c'est ce qu'on appelle le pouls ou les pulsations cardiaques). Une accélération (tachycardie), un ralentissement (bradycardie) ou un changement du rythme cardiaque (rythme irrégulier) sont les formes d'arythmie.

L'arythmie s'accompagne parfois de palpitations. Les palpitations ne sont pas un trouble du rythme cardiaque, mais tout simplement le fait de sentir les battements du cœur. Cela se produit le plus souvent lorsque le pouls bat trop vite ou de façon irrégulière. Par ailleurs, il peut y avoir une arythmie sans que le patient sent des palpitations (on ne sait donc pas que le cœur bat de façon anormale).

Conclusion

Ce chapitre est une introduction aux éléments de base de l'électrophysiologie du cœur. Après une introduction sur l'anatomie du cœur humain, nous avons décrit brièvement l'activité mécanique du cœur ainsi que le système de conduction électrique du cœur. Ces notions sont indispensables pour la bonne compréhension des problèmes étudiés par la suite. Nous avons donné les différents types de l'ECG et nous avons exposé les différentes notions de l'électrocardiographie.

Chapitre 2
Débruitage des
signaux ECG

II. Introduction

Pour pouvoir segmenter efficacement les battements cardiaques, et ce sans altérer l'information clinique, un certain nombre de prétraitements sont nécessaires. La finalité de cette étape est l'atténuer, ou au mieux d'éliminer, les bruits présents dans le signal ECG brut tels que la ligne de base ou les interférences du secteur à 50Hz.

Malheureusement le bruit causé par l'activité musculaire est beaucoup plus difficile à filtrer à cause du chevauchement entre le spectre du bruit et celui de l'ECG. Nous introduirons le débruitage que nous avons appliqué dans notre travail en vue d'avoir des signaux exploitables.

II.1. Contenu spectral de l'ECG

Le signal ECG est un signal riche par la variété des ondes qui le constitue (ondes, P, QRS et T). Ainsi, il présente un spectre de puissance qui varie en fonction de la morphologie du signal (dérivation) et d'un sujet à un autre. La densité spectrale de puissance des signaux ECG a été étudiée dans les cas suivants :

- 1) ECG normaux de personnes saines au repos.
- 2) ECG avec des bruits musculaires engendrés par des actions des bras et des muscles de la poitrine.
- 3) ECG dont les artefacts dus aux mouvements de personnes sur tapis roulant.
- 4) ECG anormaux de personnes souffrants d'arythmies.

Les densités spectrales de puissance ainsi obtenues en utilisant les méthodes du périodogramme moyenné sur 150 battements sont illustrées sur la figure 2.1.

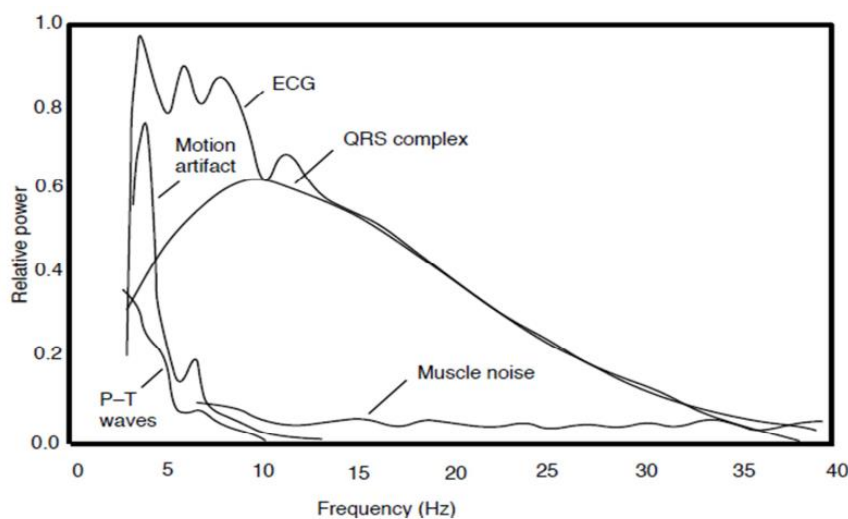


Figure 2.1: Densité spectrale de puissance des complexes QRS, des ondes P et T, et des bruits, après moyennes sur 150 battements [13]

II.3. Différents types de filtres numériques

L'un des classifications possibles des filtres numériques consiste à tenir de la durée de leur réponse impulsionnelle. On distingue alors deux grandes classes des filtres numériques [14].

II.3.1. Filtres à réponse impulsionnelle finie (ou filtre RIF)

Ce sont des filtres numériques caractérisés par une réponse uniquement basée sur les valeurs du signal d'entrée. Du fait du nombre fini des échantillons de la réponse impulsionnelle, ces filtres sont toujours stables.

$$\begin{cases} h(n) = 0 & \text{pour } n \geq N \\ h(n) \neq 0 & \text{pour } n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \end{cases} \quad (2.1)$$

* Caractéristiques des filtres RIF

- $\sum_{i=0}^N |h(n)| < +\infty$
- La relation entre le signal d'entrée et le signal de sortie est donnée par :

$$y(n) = \sum_{i=0}^N b_i x(n-i) \quad (2.2)$$

Où les sont des constantes N désigne la longueur de filtre.

- La fonction de transfert du filtre s'écrit:

$$H(z) = \sum_{i=0}^N b_i z^{-i} \quad (2.3)$$

- Une phase linéaire
- Une plus grande stabilité numérique que les RII.
- Une grande facilité d'implantation dans un système numérique de traitement.

II.3.1. Filtres à réponse impulsionnelle infinie (ou filtre RII)

Ils sont des filtres ainsi parce que, leur réponse impulsionnelle est de durée théorique infinie.

$$h(n) \neq 0 \quad \text{pour } n = 0, 1, \dots, +\infty \quad (2.4)$$

Ce sont des filtres numériques tels que le signal de sortie dépend, à la fois, du signal d'entrée et des échantillons précédents de ce signal de sortie. Pour cette raison, ils sont aussi nommés filtres récursifs.

* Caractéristique des filtres RII

Les principales caractéristiques des filtres RII sont :

- La relation entre le signal d'entrée et le signal de sortie :

$$y(n) = \sum_{i=0}^N b_i x(n-i) - \sum_{i=1}^M a_i y(n-i) \quad (2.5)$$

- La fonction de transfert :

$$H(z) = \frac{\sum_{i=0}^N b_i z^{-i}}{1 + \sum_{i=1}^M a_i z^{-i}} \quad (2.6)$$

- Les RII peuvent être instables en raison de leur structure à base de pôles et de zéros :

$$H(z) = b_0 z^{M-N} \frac{\prod_{i=0}^N (z-z_i)}{\prod_{i=1}^M (z-p_i)} \quad (2.7)$$

- Une plus grande sensibilité numérique (quantification des coefficients, bruits de calculs).

Il faut retenir qu'en raison de leur instabilité éventuelle, un soin particulier doit être accordé à la vérification de la stabilité des filtres RII avant toute utilisation de ces derniers.

II.4. Structures des filtres numériques

On distingue deux types de réalisation de filtre numérique : la structure transversale et la structure récursive. Ces réalisations sont effectuées à partir de circuits numériques de base (sommateurs, multiplieurs,).

II.4.1. Structure transversale (ou non récursive)

Cette réalisation est dite non récursive ou transversale car elle ne fait apparaître aucun bouclage de la sortie sur l'entrée (la sortie ne dépend que des entrées aux instants précédents).

Elle est associée exclusivement aux filtres RIF. C'est essentiellement la partie numérateur de l'équation aux différences est donnée par :

$$y(n) = \sum_{i=0}^N b_i x(n-i) = b_0 x(n) + b_1 x(n-1) + \dots + b_{N-1} x(n-N+1) + b_N x(n-N) \quad (2.8)$$

Les b_i représentant les coefficients du filtre.

On a donc, dans le domaine des z :

$$H(z) = \sum_{i=0}^N b_i z^{-i} \quad (2.9)$$

Pour la réalisation de ce filtre il suffit d'effectuer un nombre fini de multiplications et d'additions. Le nombre de multiplications est égal à (N) et le nombre d'additions à $(N-1)$.

Deux types de modèle sont alors possibles, dits structure directe et structure transposée, représentés par la figure 2.2.

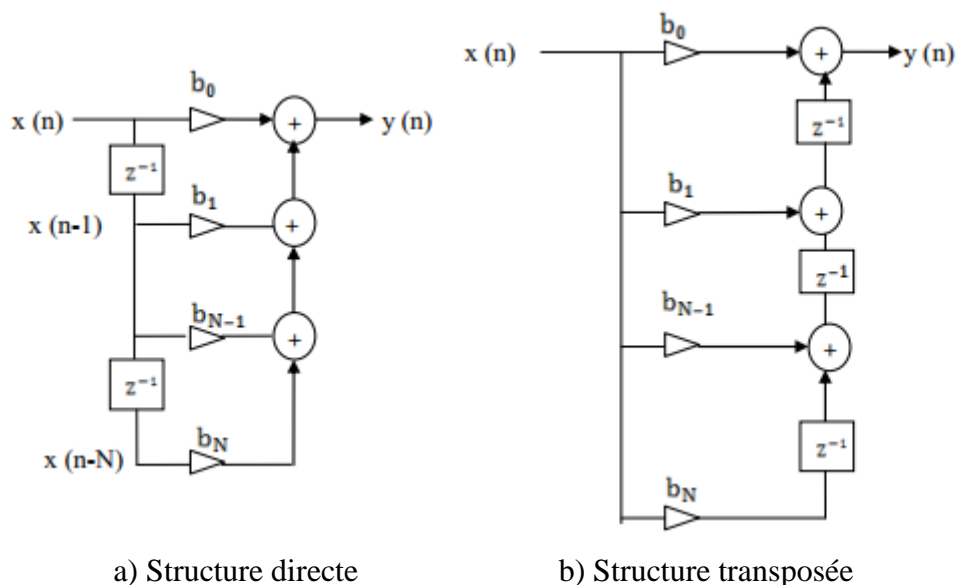


Figure 2.2: Structure de réalisation transversale.

II.4.2. Structure réursive

Elle correspond au cas où la sortie dépend de l'entrée et des sorties précédentes. C'est essentiellement le cas des filtres RII. L'équation aux différences est donnée par :

$$y(n) = \sum_{i=0}^N b_i x(n-i) - \sum_{i=1}^M a_i y(n-i) \tag{2.10}$$

Et la fonction de transfert en z par :

$$H(z) = \frac{\sum_{i=0}^N b_i z^{-i}}{1 + \sum_{i=1}^M a_i z^{-i}} \tag{2.11}$$

On distingue alors la structure directe et celle en cascade :

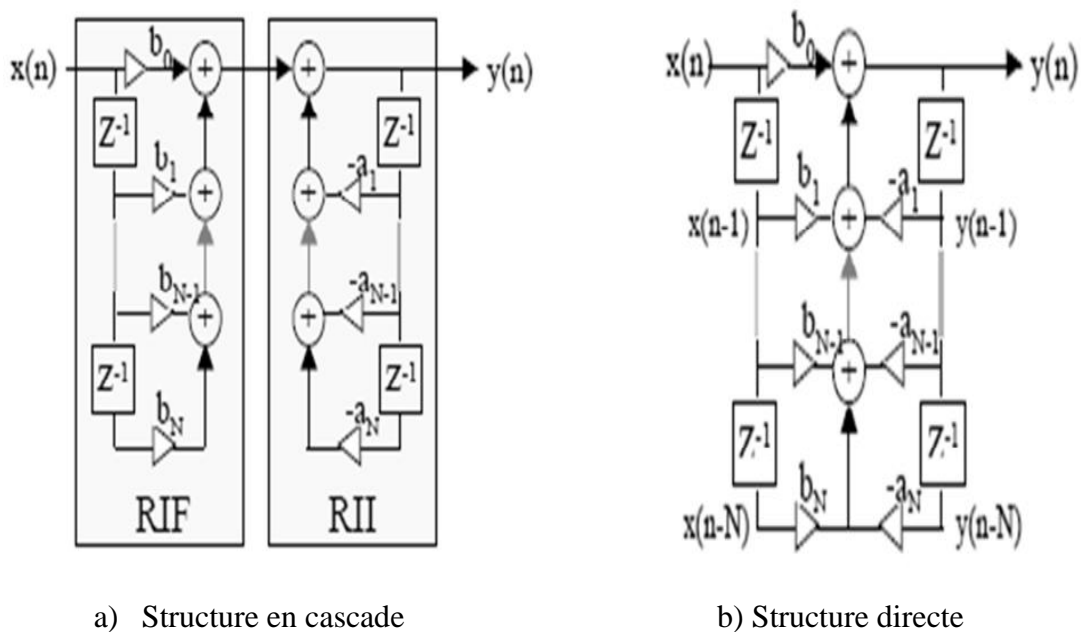


Figure 2.3 : Structure de réalisation réursive.

II.5.2. Classification des bruits [14]

Les bruits peuvent être classés selon leur aspect : c'est à dire, leur répartition statistique, leur forme oscillatoire ou le son qui leur correspond :

- Le bruit blanc.
- Le bruit de scintillation, aussi nommé bruit rose ou bruit en 1/f.
- Le bruit en créneaux.

Les bruits peuvent être classés suivant leur origine physique :

- le bruit thermique, lié aux événements de diffusion thermique
- le bruit d'avalanche, causé par la génération en avalanche de porteurs.
- le bruit de quantification (causé par la numérisation d'un signal).
- le bruit fantôme est un bruit qui n'est pas dû au milieu extérieur. Il s'agit en général d'un défaut du capteur ou dans l'électronique qui traite le signal.

II.5.3. Modèles de bruit

Le bruit dit gaussien dont la densité de probabilité à une répartition de type gaussien caractérisé par une valeur moyenne et un écart type. Le bruit dit périodique formé d'une somme de signaux sinusoïdaux sans référence de phase.

II.5.4. Rapport signal sur bruit [15]

Le rapport signal sur bruit est un indicateur pour mesurer la qualité de réception d'un signal. Ce nombre étant le rapport de deux puissances, est donc sans grandeur. Soit la puissance total du signale utile et la puissance de toutes les perturbations, le rapport est le rapport signal sur bruit.

$$\text{SNR}=10.\log_{10} \frac{p_x}{p_b} \quad (2.12)$$

II.6. Types de bruits présents dans le signal ECG

Lors de l'acquisition du signal ECG, des événements indésirables appelés artefacts peuvent apparaître sur le tracé électrocardiographique. Le problème est souvent posé lors du traitement automatique du signal, où la présence de ces bruits peut engendrer des erreurs dans le diagnostic. Ces bruits sont considérés comme des perturbations, et ils ont fait l'objet de plusieurs travaux dans la littérature, mais souvent le traitement de ces bruits reste encore difficile à effectuer de manière automatique.

Ces bruits peuvent être classés selon leurs origines en deux grandes catégories, les bruits d'origine technique et les bruits d'origine physique.

II.6.1. Bruits d'origine technique

Les bruits d'origine technique sont les bruits qui sont causés par le matériel utilisé lors de l'enregistrement et dont les plus courants sont :

II.6.1.1. Bruit du réseau 50Hz

Le bruit 50Hz est un bruit qui provient de l'alimentation par le réseau de distribution électrique. Il contamine le signal électrocardiographique ECG avec des oscillations dont l'harmonique fondamentale est à 50 Hz. Généralement, ce bruit est présent dans tous les enregistrements et il peut être assez fort, cependant il s'élimine facilement avec une opération de filtrage sélective. Ce type de bruit est illustré dans la figure 2.5.a.

II.6.1.2. Bruits dus au mauvais contact électrode-peau

Lorsque les électrodes utilisées pour le recueil du signal ECG se détachent ou le gel entre l'électrode et la peau se sèche, cela peut provoquer un bruit qui provoque des changements brusques de l'amplitude du signal d'ECG (voir figure 2.8), ainsi que de faibles changements de fréquence de référence. De plus, une mauvaise conductivité entre les électrodes et la peau peut avoir un effet sur le signal ECG qui peut aller d'une simple diminution d'amplitude à l'apparition des pics qui peuvent parfois être confondus avec les ondes du tracé normal. Ce type de bruit est difficile à éliminer car son énergie se trouve dans la même gamme de fréquence que celle des complexes QRS.

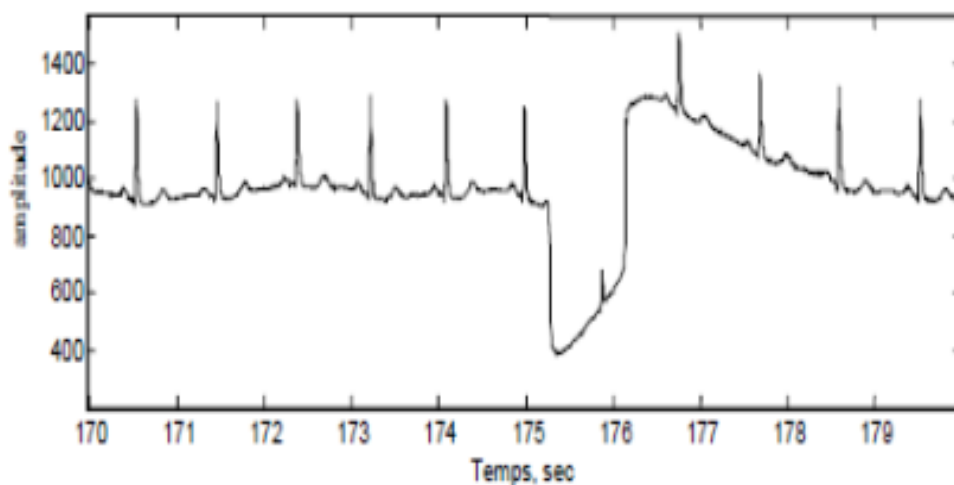


Figure 2.4 : Bruit dû au mauvais contact électrode-peau.

II.6.1.3. Autres bruits

Parmi les autres bruits techniques souvent rencontrés, nous pouvons citer les artefacts dus aux :

- Mouvements des cables électriques.
- La saturation des instruments de mesure
- Mauvaise qualité du câblage
- Ondes RF émises par les équipements électro–chirurgicaux.

II.6.2. Bruits physiques

Les bruits d'origine physique sont des artefacts engendrés par, soit des activités électriques du corps humain telles que les contractions musculaires, soit par les mouvements lorsde la respiration.

II.6.2.1. Fluctuations de la ligne de base

La ligne de base est la ligne horizontale prise comme référence pour étudier la forme et l'amplitude des différentes ondes cardiaques. Les fluctuations de cette ligne de base correspondent aux déviations de basses fréquences de l'amplitude de l'ECG liées principalement aux mouvements du patient pendant sa respiration.

En effet, pendant un enregistrement d'un signal ECG, l'activité respiratoire peut faire osciller la ligne de base du signal à un rythme régulier. Un tel bruit est visible sur la figure 2.5.b. Généralement, Ces perturbations ne sont pas très gênantes pour l'analyse du signal ECG, car ils peuvent être filtrés puisque leur énergie se situe dans les basses fréquences.

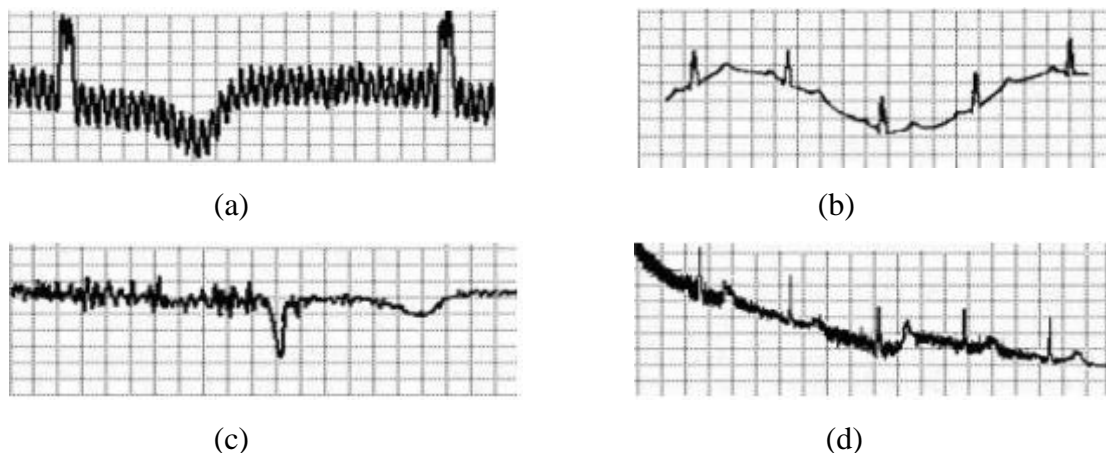


Figure 2.5 : Bruits présents dans un signal ECG : (a) bruit du secteur 50Hz; (b) fluctuations de la ligne de base; (c) le signal EMG et (d) les artefacts dus aux mouvements du patient.

II.6.2.2. Bruits dus au signal électromyogramme (EMG)

Bien que les électrocardiographes soient conçus pour être essentiellement sensibles aux contractions du myocarde, l'ECG peut enregistrer aussi les contractions des autres muscles squelettiques. En effet, Ce bruit est dû à la contraction des tissus musculaire qui est accompagnée par une dépolarisation des cellules ce qui donne un signal électromyogramme qui va être superposé sur le signal ECG comme des oscillations hautes fréquences. Ces perturbations sont assez gênantes surtout lorsque le patient bouge beaucoup ou lorsqu'il frissonne, elles peuvent noyer les ondes P et T et empêcher parfois la détection des pics R. Un exemple de tel bruit est représenté sur la figure 2.5.c.

II.6.2.3. Autres artefacts d'origine physique

Le signal électrocardiographique ECG peut être affecté par certaines maladies comme l'hyperthyroïdie, l'ischémie et l'hypokaliémie. Ainsi que l'utilisation de certains médicaments qui peuvent modifier l'allure du tracé ECG, notamment la dioxine qui bloque la conduction AV et ralentit la fréquence cardiaque et la digitaline qui provoque un abaissement du segment ST avec inversion des ondes T et tend à raccourcir l'intervalle QT.

II.7. Débruitage du signal ECG

Le signal ECG est soumis à un ensemble de perturbations causées par les mouvements ou la respiration du patient, son activité électrique musculaire, le positionnement inapproprié des électrodes, l'interférence avec le réseau électrique etc. Tous ces phénomènes indésirables conduisent à la dégradation de la qualité du signal ECG enregistré et rendent difficile son traitement automatique. Par conséquent, un traitement préliminaire du signal s'avère fortement nécessaire dans la plupart des cas. Vu les particularités du domaine, la qualité d'un tel prétraitement doit être irréprochable : il doit envisager l'élimination des influences perturbatrices, tout en gardant fidèlement les caractéristiques essentielles des ondes utiles qui composent le signal. Ces caractéristiques (parmi lesquelles on rencontre la forme, la durée, le spectre) seront ultérieurement utilisées pour extraire les paramètres qui "décident" la classification, donc leur moindre dégradation peut affecter le "verdict" automatique, c'est à dire la classification du patient. Cela explique bien clairement l'importance de la qualité du débruitage.

Dans les dernières années, de nouvelles techniques basées sur la transformée en ondelettes sont devenu populaires dans le contexte du débruitage du signal. En effet, cette transformée présente la propriété remarquable de "concentrer" la plupart de l'énergie du signal utile dans un nombre réduit de coefficients haute énergie dans le domaine "transformé". Par contre, les coefficients représentant l'image du bruit dans le domaine de la transformée en ondelettes seront nombreux, mais de faible énergie. Vu les observations ci-dessus, le schéma de principe d'un système de débruitage basé sur la transformée en ondelettes résulte rapidement. Elle comporte trois étapes successives :

1. L'application de la transformée en ondelettes au signal affecté par du bruit.
2. Le filtrage des coefficients ainsi obtenus, conformément à un certain critère.
3. Le calcul de la transformée inverse, à partir des coefficients issus de l'étape précédente.

Un tel algorithme de débruitage a été proposé initialement par Donoho [16] pour le cas d'un bruit additif. Il repose sur l'utilisation de la transformée en ondelettes discrète (TOD) pour les pas 1 et 3 et sur un filtrage adaptatif non-linéaire des coefficients dans l'étape 2, filtrage connu sur le nom de "seuillage". La valeur du seuil est établie en tenant compte de l'estimation de la variance du bruit qui affecte le signal utile. En fait, cette modalité de choisir le seuil constitue le point faible de l'algorithme, vu qu'elle ne prend pas en considération aucune information regardant le signal utile. En essayant à annuler cet inconvénient, une approche alternative à été mise en œuvre pour l'étape 2 de l'algorithme. Elle comprend une catégorie de techniques réunies sous le nom de filtrage maximum-a-posteriori (MAP). Dans ce cas, on fait des suppositions "a priori" regardant les fonctions de densité de probabilité (Fdp) des coefficients du signal utile et des coefficients du bruit. Le filtrage (l'étape 2 de l'algorithme) sera l'implémentation directe de la solution analytique qui maximise la probabilité conditionnée des coefficients utiles, étant données les observations "bruitées". Afin de mettre en œuvre le débruitage des signaux ECG, on s'est orienté vers une telle approche, vu ses bases mathématiques bien rigoureuses et les résultats expérimentaux obtenus sur la durée du travail. Vers une telle démarche on a été également conduit par les études expérimentales et théoriques sur le cas particulier des signaux ECG.

II.8. Techniques de débruitage existantes

Plusieurs techniques de débruitage existent à savoir :

1. Transformée (DWT).
2. Filtre de Kalman
3. Filtrage des signaux ECG par SVD.

4. Filtre Médian.
5. Filtre S-Golay.....etc.

II.8.1. Transformée (DWT)

II.8.1.1. Définition

Une ondelette est un objet mathématique relativement simple : Il s'agit d'une fonction φ localisée et oscillante de moyenne nulle.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(t) dt = 0 \quad (2.13)$$

Il existe plusieurs types d'ondelettes telles que celle de Haar, de Morlet, de Daubechies, etc.

II.8.1.2. Principe du débruitage par les ondelettes

Dans les dernières années, les techniques basées sur la transformée en ondelettes sont devenues populaires et très appréciées dans le contexte du débruitage du signal ECG. En effet, cette technique exploite l'effet que les bruits sont représentés par l'ensemble des coefficients d'ondelettes de faible amplitude tandis que la plupart de l'énergie du signal utile est concentrée dans les quelques coefficients de forte amplitude. De ce fait, l'élimination du bruit peut s'accomplir en mettant à zéro les faibles coefficients suivant une opération de seuillage suivi d'une reconstruction du signal en appliquant la transformée en ondelette inverse.

Un tel algorithme de débruitage a été proposé initialement par Donoho [17]. Le schéma de principe d'un système de débruitage basé sur la transformée en ondelettes. Généralement, elle est réalisée en trois étapes successives :

1. L'application de la transformée en ondelettes au signal affecté par du bruit.
2. Le filtrage des coefficients ainsi obtenus, conformément à un certain critère (par seuillage).
3. Le calcul de la transformée inverse, à partir des coefficients issus de l'étape précédente.

II.8.2. Filtre de Kalman

II.8.2.1. Définition

Le filtre de Kalman est un estimateur récursif. Cela signifie que pour estimer l'état courant d'un système, l'estimation de l'état précédent et des mesures actuelles sont

nécessaires. Le principe d'un tel filtre repose sur un modèle à variables d'état basé sur deux équations :

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + W_k \quad (2.14)$$

$$y_k = H_k x_k + v_k \quad (2.15)$$

II.8.2.2. Principe du débruitage par filtre de Kalman

Le fonctionnement du filtre de Kalman nécessite la connaissance du modèle mathématique du système à utiliser. Dans notre cas, le filtre de Kalman va être utilisé pour filtrer le signal ECG, donc le modèle mathématique de l'ECG doit être connu. Où nous avons introduit un modèle non linéaire pour cet ECG. Donc, et puisque le filtre de Kalman concerne seulement les systèmes linéaires, nous devons utiliser la version non linéaire du filtre de Kalman, appelée filtre de Kalman étendu. Notons aussi que l'implantation numérique du filtre de Kalman nécessite un modèle discrétisé, donc une étape de discrétisation du modèle continu de l'ECG sera nécessaire.

II.8.3. Décomposition de la valeur singulière

II.8.3.1. Définition

La décomposition de la valeur singulière est la décomposition la plus générale pour les matrices, et elle peut être appliquée sur n'importe quelle matrice et avec elle, on peut par exemple calculer les inverses et faire la réduction des données. Toute matrice, qu'elle soit réelle, complexe, carrée ou rectangulaire, peut être transformée en matrice diagonale Σ par des transformations orthogonales [18]. Cette décomposition, connue sous le nom de décomposition en valeur singulière.

La décomposition SVD d'une matrice $A: m \times n$

$$A = U W V^T \quad (2.16)$$

$$V = [v_1 v_2 \dots \dots v_n] \quad (2.17)$$

$$U = [u_1 u_2 \dots \dots u_n] \quad (2.18)$$

$$\begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & & \vdots & 0 \\ & & \dots & & \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

II.8.3.2. Principe du débruitage par SVD

Nous présentons ici une méthode pour récupérer un signal ECG basé sur la décomposition de l'espace de données en sous-espaces orthogonaux par décomposition en

valeur singulière (SVD) [19]. En raison de la transformation orthogonale conservatrice d'énergie dans la SVD, ces sous-espaces correspondent aux composantes du signal et du bruit contenues dans les données [20]. Pour filtrer le bruit et d'autres composantes indésirables du signal, nous projetons les données sur le sous-espace souhaité en définissant simplement toutes les valeurs singulières correspondantes dans le spectre SVD des données à zéro. L'estimation du signal ECG est ensuite récupérée à partir de sa projection.

II.8.4. Filtre Médian

II.8.4.1. Définition

La médiane est une mesure statistique qui représente une alternative robuste à la moyenne. Considérons n valeurs numériques x_1, \dots, x_n (pas nécessairement distinctes), où n est impair. On les ordonne de la plus petite à la plus grande, ce que donne la suite permutée x_{i_1}, \dots, x_{i_m} , où $\{i_1, \dots, i_n\}$ est une permutation de $\{1, \dots, n\}$. La médiane est alors la valeur placée au milieu de cette suite ordonnée, à savoir x_{i_m} pour $m=(n+1)/2$. Par exemple, considérons les $n=9$ valeurs : 17, 1, 3, 5, 3, 1, 12, 2, 7.

Notons que certaines valeurs peuvent être répétées, et qu'il ne faut pas supprimer les répétitions. En les ordonnant de la plus petite à la plus grande, on obtient la suite : 1, 1, 2, 3, 3, 5, 7, 12, 17.

La valeur au milieu de cette suite ordonnée est la 5^{ème}, à savoir 3, qui est donc la médiane des 9 valeurs.

On écrira (x_1, \dots, x_n) pour la médiane des variables x_1, \dots, x_n . Ainsi dans l'exemple ci-dessus, on a $\text{med}=(17,1,3,5,3,1,12,2,7)=3$.

Notons que, tout comme la moyenne, la médiane ne dépend pas de l'ordre dans lequel sont donnés les n valeurs.

II.8.4.2. Suppression du bruit par filtre Médian

Le débruitage de Médian est une opération non linéaire souvent utilisée dans le traitement du signal pour réduire le bruit (sel et poivre). Un filtre Médian est plus efficace que la convolution lorsque l'objectif est de réduire simultanément le bruit et de préserver les bords. La médiane est beaucoup moins sensible que la moyenne à des valeurs extrêmes (appelées valeurs aberrantes). Le débruitage de Médian est donc mieux en mesure de supprimer ces valeurs aberrantes sans réduire la netteté de signal.

II.8.5. Filtre Savitzky-Golay

II.8.5.1. Définition

L'algorithme de Savitzky-Golay est une méthode utilisée en traitement du signal pour lisser une courbe et en extraire les dérivées successives. Il a été décrit en 1964 par "Abraham Savitzky "et "Marcel Golay".

II.8.5.2. Principe du débruitage par filtre Savitzky-Golay

Le débruitage de Savitzky-Golay peut être considéré comme une moyenne mobile généralisée. Vous obtenez les coefficients de filtre en effectuant un ajustement linéaire de moindres carrés non pondéré en utilisant un polynôme d'un degré donné. Pour cette raison, un filtre S-Golay est également appelé un filtre polynomial de lissage numérique ou un filtre de lissage des moindres carrés. Il est à noter qu'un polynôme de degré supérieur permet d'obtenir un haut niveau de lissage sans atténuation des caractéristiques des données.

La méthode de filtrage S-Golay est souvent utilisée avec des données de fréquence ou avec des données spectroscopiques (pic). Pour les données de fréquence, le procédé est efficace pour préserver les composantes à haute fréquence du signal.

Pour les données spectroscopiques, le procédé est efficace pour conserver des moments supérieurs du pic tels que la largeur de ligne. Par comparaison, le filtre à moyenne mobile a tendance à filtrer une partie importante du contenu haute fréquence du signal, et il ne peut préserver que les moments inférieurs d'un pic tel que le centroïde. Toutefois, le débruitage Savitzky-Golay peut être moins efficace qu'un filtre à moyenne mobile pour rejeter le bruit.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté le signal électrocardiogramme ECG, signal qui traduit l'activité électrique du cœur. et nous avons décrit les notions fondamentales couramment utilisées en traitement numérique du signal à savoir la numérisation et le filtrage des signaux.

Pour assurer un diagnostic juste des battements cardiaques, il est préférable d'insérer une étape de prétraitement du signal ECG qui contient la phase de débruitage.

Chapitre 3
Transformées
En ondelettes

III.1. Introduction

Le concept des ondelettes a commencé véritablement durant les années 1980, notamment par les travaux de Morlet, Meyer, Daubechies et Mallat. L'appropriation des résultats des travaux obtenus par ces mathématiciens des différents ingénieurs et chercheurs en quête de nouvelles méthodes de traitement des signaux toujours plus efficaces a permis la conception et l'amélioration de nombreuses applications basées sur les ondelettes et dont plusieurs seront destinées à l'analyse des signaux biomédicaux.

Généralement, les signaux électrocardiogrammes ECG sont contaminés par des bruits. Ces bruits peuvent être de natures internes ou externes et sont créés durant la phase d'enregistrement. Le praticien qui analyse l'ECG peut alors être gêné par la présence de bruit: dans le cas où par exemple il recherche l'existence d'un rythme sinusal normal et qu'il cherche la présence de l'onde P précédant l'onde R, l'onde P qui est de faible amplitude, peut être noyée dans le bruit, ce qui rend très indispensable l'extraction de signaux ECG de très grande résolution à partir d'ECG bruités. Ce point représente l'un des grands problèmes qu'on peut rencontrer dans le domaine du traitement des signaux biomédicaux. Durant ces dernières années, plusieurs chercheurs ont étudiés le problème de débruitage de l'ECG.

La principale caractéristique d'une ondelette et son support compact, c'est-à-dire que la fonction d'ondelette est limitée à la fois dans les domaines du temps et de la fréquence.

La transformée de signaux non stationnaires comportant des transitoires rapides, par exemple des potentiels d'action, concentre leur énergie en quelques coefficients qui peuvent être vus comme la signature du potentiel d'action dans le domaine transformé. Le reste du signal, considéré comme du bruit, est réparti de façon plutôt régulière sur tous les coefficients. De cette façon, la transformée en ondelettes contribue à séparer le bruit du signal d'intérêt. Les coefficients de moindre amplitude, attribués au bruit, peuvent ensuite être négligés lors de l'analyse du signal.

III.2. Méthodes d'analyse et de traitement du signal

Les méthodes d'analyse et de traitement du signal ont connu une évolution qui a commencé par l'analyse de fourrier a la plus récente méthode, la théorie des ondelettes passant par l'analyse de fourrier fenêtrée.

III.2.1. Transformée de Fourier (TF)

En 1822, Fourier a montré qu'une fonction périodique pouvait être décomposée en une somme infinie de fonctions exponentielles périodiques complexes.

Par généralisation, la transformée de Fourier décompose un signal en fonctions exponentielles complexes de différentes fréquences [20]. La transformation de Fourier $X(f)$ associée à un signal $x(t)$ s'écrit comme suit :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot e^{-j2\pi ft} dt \quad (3.1)$$

La transformation inverse permet de reconstruire le signal à partir des sinusoïdes qui le constituent :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) \cdot e^{j2\pi ft} df \quad (3.2)$$

Comme l'information fournie par l'intégrale correspond à toutes les instances de temps, la transformée de Fourier permet de dire en quelles quantités les fréquences existent mais elle ne dit pas à quels instants ces fréquences sont présentes.

Cette analyse convient pour les signaux stationnaires où chaque composante de fréquence existe à tout instant, mais ne convient pas aux signaux non-stationnaires.

Malgré son immense succès, l'analyse de Fourier a plusieurs inconvénients, en particulier :

- Elle permet de connaître les différentes fréquences existantes dans un signal, mais ne permet pas de savoir à quels instants ces fréquences ont été émises.
- Elle ne permet pas l'étude de signaux dont la fréquence varie le temps, (signaux non stationnaires).
- Elle donne une information globale et non locale.
- Si le signal contient N points, sa TF nécessitera un nombre d'opérations égal à N^2

III.2.2. Transformée de Fourier à court terme (STFT)

L'idée est d'analyser le signal segment par segment (ou fenêtre par fenêtre). La longueur de ce segment est constante et doit être telle que la portion de signal fenêtré soit

stationnaire [21]. Alors, la TF de chaque portion de signal fenêtré est calculée comme suit (le centre de la fenêtre étant placée au temps τ):

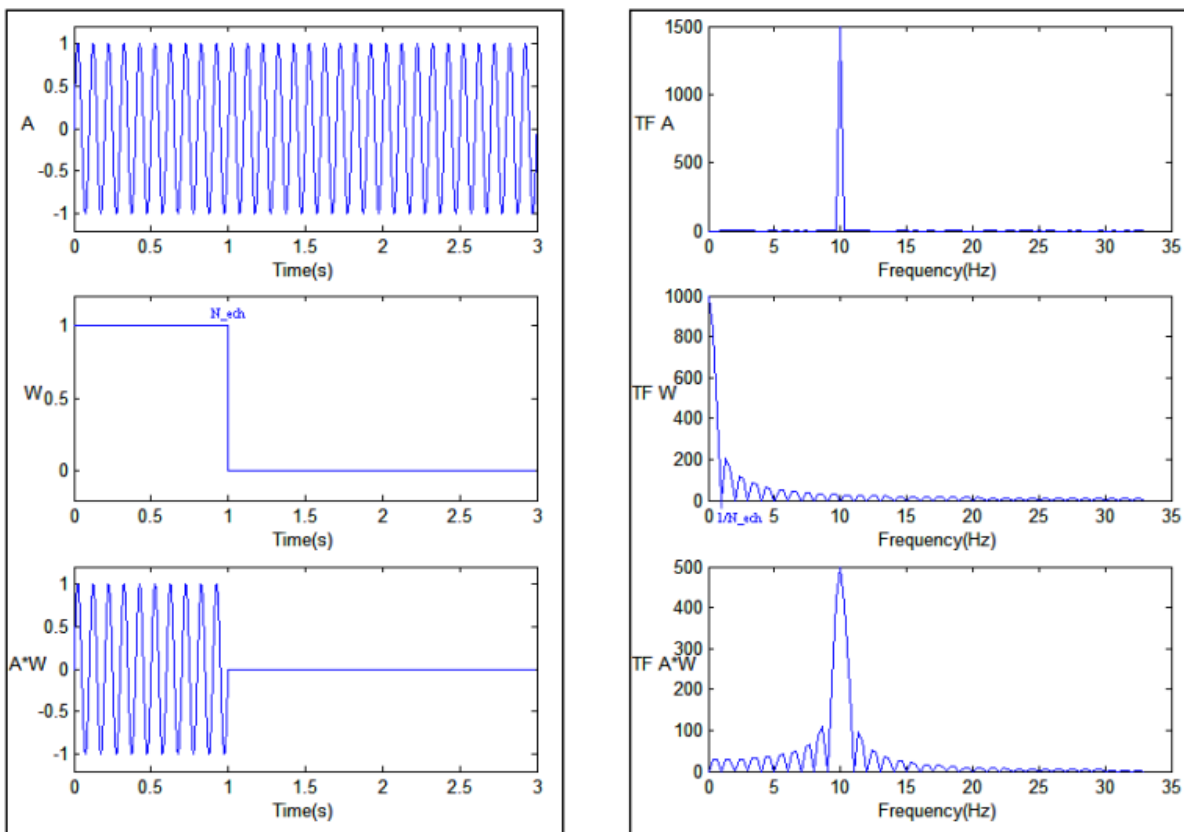
$$STFT_x^w(\tau, f) = \int_t x(t).w^*(t - \tau).e^{-j2\pi ft} dt \tag{3.3}$$

Où $w(t)$ est la fenêtre de largeur T et centrée en τ qui permet d'extraire une portion de signal

w^* dénote le complexe conjugué de w Le résultat obtenu correspond donc à une représentation temps-fréquence du signal.

Problème :

En fenêtrant le signal, on multiplie en fait le signal par une fenêtre rectangulaire. Ceci correspond dans le domaine fréquentiel à effectuer un produit de convolution de leur transformée de Fourier. Ainsi, pour une sinusoïde, nous obtenons la figure 3.1.



(a) : Représentation temporelle

(b) : Représentation fréquentielle

Figure 3.1 : Conséquence d'un fenêtrage sur la TF d'une sinusoïde

On constate dès lors, la perte de résolution dans le domaine fréquentiel puisque "le pic s'est élargi". De ce fait, nous ne savons plus exactement quelles composantes de fréquence existent dans le signal, mais plutôt quelles sont les bandes de fréquence qui existent. Si nous comparons la STFT à la TF, nous pouvons dire que cette perte de résolution est due au fait que les fonctions $e^{i\omega t}$ ne sont plus multipliées et intégrées de $-\infty$ à $+\infty$ mais de $-T/2$ à $T/2$.

Pour obtenir une résolution fréquentielle parfaite, il nous faudrait une fenêtre de longueur infinie, mais alors, nous aurions le même problème qu'au départ au sujet de la stationnarité du signal.

Ce problème est en fait lié au principe d'incertitude d'Heisenberg [22] exprimant que les résolutions en temps et en fréquence ne peuvent être arbitrairement petites en même temps car:

$$\Delta t \cdot \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} \quad \text{Avec} \quad \begin{cases} \Delta t^2 = \frac{\int t^2 |w(t)|^2 dt}{\int |w(t)|^2 dt} \\ \Delta f^2 = \frac{\int f^2 |w(f)|^2 df}{\int |w(f)|^2 df} \end{cases} \quad (3.4)$$

Donc :

- La fenêtre ne doit pas être trop grande pour que le signal fenêtré soit stationnaire et que la résolution temporelle soit correcte.
- Mais elle ne doit pas être trop petite non plus pour que les lobes correspondant à la TF de la fenêtre ne soient pas trop larges et pour que la résolution fréquentielle soit correcte.

III.3. Ondelette

Une ondelette est un objet mathématique relativement simple : il s'agit d'une fonction, localisée (par exemple, nulle hors d'un certain intervalle) et oscillante. Selon Yves Meyer, «c'est le signal transitoire le plus simple que l'on puisse imaginer». Il faut savoir qu'il existe de nombreuses ondelettes. Certaines ont des formules mathématiques explicites alors que d'autres sont construites à partir de propriétés mathématiques plus complexes. Chaque ondelette possède des qualités bien spécifiques comme la symétrie, qui est utile pour éviter le déphasage, le nombre de moments nuls (c'est-à-dire le nombre d'oscillations) utile pour la compression, la régularité, utile pour obtenir des signaux reconstruits lisses et réguliers. Par défaut, lorsqu'on emploie le terme d'ondelette, il faut entendre ondelette mère car elle va

servir de prototype de base pour générer toute une famille d'ondelettes a, b (les ondelettes filles), aussi appelées atomes de base. Ce sont des copies dilatées, comprimées et translatées dans le temps de l'ondelette mère. Une ondelette est une fonction qui oscille comme une onde mais qui est rapidement atténuée d'où son nom ondelette qui veut dire petite onde. Comme illustré dans la figure (3.2).



(a) Onde sinusoïdale est symétrique et régulière (b) Ondelette est une vibration asymétrique et irrégulière

Figure 3.2 : Différence entre onde et ondelette,

D'où la formule suivante d'un atome de base :

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a \in \mathbb{R}^+, b \in \mathbb{R} \quad (3.5)$$

III.3.1. Transformée en ondelettes continue (CWT)

La transformée en ondelettes continue apporte quelque part une solution à ce problème. Elle est définie comme suit:

$$CWT_x^\Psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int_t x(t) \cdot \Psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (3.6)$$

Où τ est le coefficient de translation, il s'agit d'un nombre réel et s est le coefficient d'échelle, également appelé facteur de dilatation de ψ .

$\psi(t)$ est l'ondelette mère.

Ψ^* dénote le complexe conjugué de ψ

Les $cwt_s^w(\tau, s)$ sont les coefficients d'ondelettes

Comme pour la STFT, il s'agit de multiplier le signal $x(t)$ par une fonction de base limitée dans le temps avant d'intégrer sur tout le temps; mais cette fois, la largeur de la fenêtre

d'analyse est variable. En effet, plus le facteur d'échelle s est important, plus la fonction de base $\frac{1}{\sqrt{|s|}} * \Psi^*(\frac{t-\tau}{s})$ s'élargit et devient moins haute (ceci afin de garder la même énergie).

Le facteur d'échelle s est quant à lui inversement proportionnel à fréquence. En réalité, il correspond à une période locale qui dépend elle-même du type de l'ondelette mère. Si l'ondelette mère a une fréquence centrale f_c , la fréquence d'analyse correspondant à une échelle s_i vaut $f_a=(T.f_c)/s_i$, où T est la période d'échantillonnage

Le principe d'incertitude d'Heisenberg doit toujours être respecté. Dès lors, la CWT est conçue pour donner une bonne résolution temporelle avec une pauvre résolution fréquentielle dans les hautes fréquences (s petit - fenêtre étroite) et une bonne résolution fréquentielle avec une pauvre résolution temporelle dans les basses fréquences (s grand - fenêtre large).

Cette approche prend tout son sens lorsque le signal à analyser est composé de basses fréquences pendant un long moment (quasi stationnaire) accompagné de hautes fréquences ne durant qu'un court instant. Heureusement, la plupart des signaux que nous rencontrons en pratique sont de ce type. Un exemple de l'un d'entre eux est illustré à la figure 3.3.

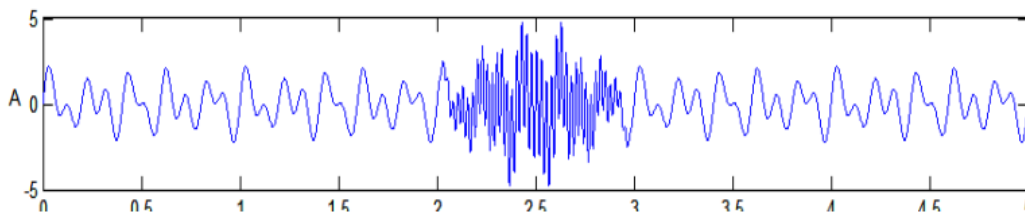


Figure 3.3 : Exemple de fonction avec des principalement des basses fréquences accompagnée de hautes fréquences ne durant qu'un court instant.

III.3.2. Propriétés principales des ondelettes

Les propriétés les plus importantes des ondelettes sont :

a. Nombre de moment nuls

Par définition, une fonction ψ a p moment nuls si et seulement si la formule 3.6 est vérifiée :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^k \psi(t) dt = 0 \text{ pour } 0 \leq k \leq p \quad (3.7)$$

L'intérêt de cette propriété est que si une ondelette a un nombre de moments nuls suffisant, on obtiendra alors plus de coefficients à petites valeurs. Elle permet de caractériser aussi l'ordre des singularités d'un signal. Si nous désignons par p le nombre de moment nul, alors la taille du support est d'au moins de $2p-1$.

b. Support compact

Autant l'ondelette a moins de moments nuls autant son support est compact, et une analyse plus exacte des hautes fréquences est possible.

c. Régularité

La régularité d'une ondelette est la propriété permettant de localiser les singularités dans un signal. On peut noter qu'il existe un lien entre la régularité et les moments nuls. Autant on a des moments nuls autant le signal est régulier.

d. Symétrie

Comme le nombre de moments nuls, la symétrie de l'ondelette conditionne la régularité de celle-ci sur un intervalle.

e. Orthogonalité

L'orthogonalité d'une ondelette est la propriété permettant d'éliminer la redondance d'informations.

III.3.3. Décomposition en séries d'ondelettes

La transformée en ondelettes continue fait correspondre à un signal unidimensionnel une représentation bidimensionnelle (plan temps-échelle). Elle est donc clairement redondante puisque l'on n'aura toujours plus de coefficients d'ondelette que nécessaire pour décrire le signal de manière exhaustive.

Pour solutionner ce problème de redondance, on peut discrétiser la transformée en ondelette en ne prenant simplement que des valeurs discrètes de s et de τ ($x(t)$ pouvant toujours être un signal continu).

Dans ce cas, échantillonner le plan temps-fréquence de manière uniforme est la première chose qui nous vient à l'esprit. Pourtant en ce qui concerne la transformée en ondelette, l'organisation du plan temps-échelle (comme illustré dans le tableau comparatif entre la CWT et la STFT) nous conforte à utiliser une discrétisation exponentielle des échelles et du temps. La base d'ondelettes utilisées pour calculer les coefficients d'ondelettes sera donc :

$$\Psi_{j,ks}(t) = \frac{1}{\sqrt{|s_0^j|}} \cdot \Psi\left(\frac{t-k\tau_0 \cdot s_0^j}{s_0^j}\right) = \frac{1}{\sqrt{|s_0^j|}} \cdot \Psi(s_0^{-j}t - k\tau_0) \text{ avec } \begin{cases} j \in \{0,1,2,3, \dots\} \\ k \in \{0,1,2,3, \dots\} \end{cases} \quad (3.8)$$

Dans cette expression, $s_0 > 1$ est un pas de dilatation fixé et le pas de translation $\tau_0 \cdot s_0^j$ est dépendant du pas de dilatation.

Le résultat de cette discrétisation correspond à une série de coefficients d'ondelettes, c'est pourquoi on parlera de décomposition en séries d'ondelettes.

En pratique, on utilise souvent les paramètres $s_0 = 2$ et $\tau_0 = 1$. On parle alors de transformée en ondelettes dyadique. Ce choix est très naturel compte tenu de l'oreille humaine, de la musique et des ordinateurs que l'on utilise actuellement. La grille d'échantillonnage dyadique est illustrée à la figure 3.4.

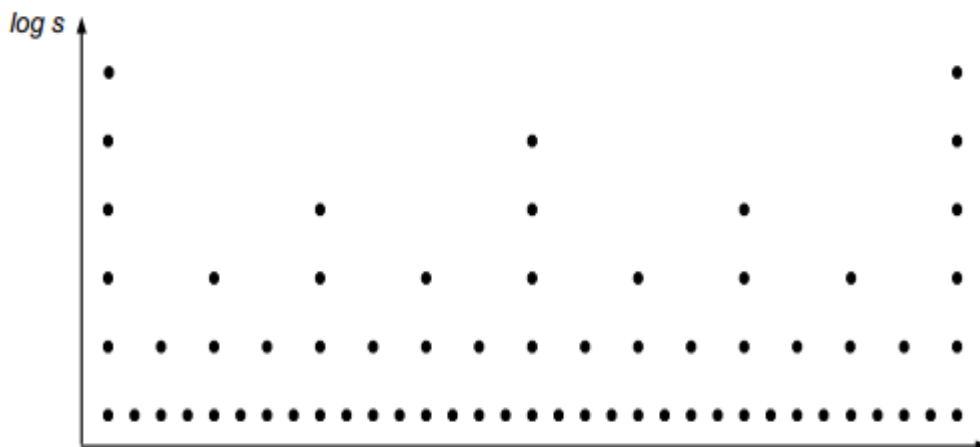


Figure 3.4 : Grille d'échantillonnage dyadique

III.3.4. Transformée en ondelettes discrète (DWT)

La transformée discrète en ondelette consiste en la projection du signal sur une base discrète d'ondelettes réalisant un échantillonnage critique du plan temps-échelle (t, a). C'est-à-dire, tel qu'un échantillonnage plus serré conduirait à une redondance d'information, alors qu'un échantillonnage plus vague ne permettrait plus la reconstruction du signal [23].

Une première approche consiste à rechercher, à partir de l'ensemble continu des fonctions de base utilisées dans la CWT (transformée redondante dans la mesure où deux coefficients voisins partagent de l'information), une famille discrètes possédant ces propriétés. Donc il est toutefois possible de réduire cette redondance en remplaçant la famille continue d'ondelettes par une famille indexée par des variables temps et d'échelle discrètes, et les intégrales par des sommes discrètes. Il est préférable de réduire au maximum cette redondance en fixant $a=2^{-j}$ et $b=2^{-j}$, la famille d'ondelettes correspondantes devient :

$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \Psi(2^j t - k) \quad (3.9)$$

Cette transformée est appelée transformée dyadique. En choisissant adéquatement, la famille constitue une base orthonormé, on pourra dès lors récupérer le signal originale par la transformée inverse qui s'écrit alors :

$$f(t) = \sum_j \sum_k c_{j,k} \Psi_{j,k} \quad (3.10)$$

Avec :

$$c_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi_{j,k}(t) dt \quad (3.11)$$

Qui représente les coefficients d'ondelettes qui fournissent donc une représentation alternative de ces fonctions, sans perte d'information ni redondance.

III.3.5. Implémentation des ondelettes discrètes par bancs des filtres

III.3.5.1. Algorithme de Mallat

Le principe général de l'algorithme de Mallat [24] est basé beaucoup plus sur l'utilisation de la complémentarité des deux filtres, passe-bas et passe-haut, qui vont servir à l'extraction d'informations caractérisant les transitions lentes et les transitions rapides du

signal. Le signal $s(n)$ est décomposé par deux filtres DPB (Décomposition Passe-Bas) et DPH (Décomposition Passe-Haut), pour donner deux vecteurs respectivement **A** «**Approximation**» et **D** «**Détails**» (Figure 3.5).

Cette opération s'appelle aussi filtrage par une paire de filtres complémentaires. Le vecteur **A** représente les basses fréquences (transitions lentes) et le vecteur **D** représente les hautes fréquences (transitions rapides).

Si le signal à traiter $s(n)$ possède N points, le signal d'approximation et le signal de détails feront aussi N points chacun, soit $2N$ en tout. Pour y remédier, le filtre passe-bas est choisi de telle sorte que le sous échantillonnage soit d'un facteur 2 (on ne prend qu'un point du signal sur deux) pour chaque signal d'approximation et de détail. On se ramène à deux signaux de longueur $N/2$, soit N points en tout (Figure 3.5.a), il n'y'a alors pas de changement dans la quantité d'information [25].

La reconstruction parfaite est théoriquement possible. En faisant passer respectivement les deux vecteurs **A** et **D** par deux filtres **RPB** (Reconstruction Passe-Bas) et **RPH** (Reconstruction Passe-Haut), la sortie est le vecteur **d'origine** $s(n)$ (Fig. 3.5.b). L'opération de décomposition et reconstruction sont schématisés par la figure suivante :

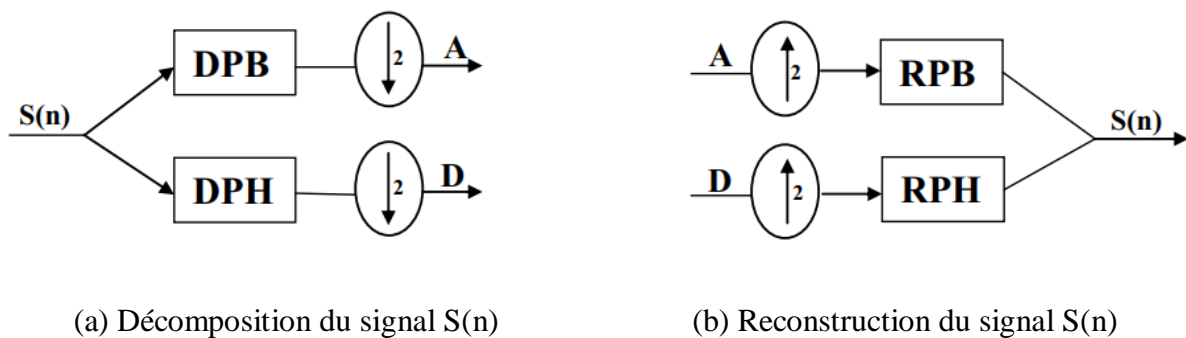


Figure 3.5 : Algorithme de Mallat

Ces opérations sont communément appelées «**décomposition/reconstruction en banc de filtres**». Elles sont caractéristiques des signaux unidimensionnels. Le quadruple (DPB, DPH, RPB, RPH) forme un banc de filtres miroirs en quadrature [26].

III.3.5.2. Architecture pyramidale

L'architecture pyramidale se base sur la décomposition du signal en deux signaux : Approximations (A_k) et détails (D_k). Le signal approximation A_k est à son tour décomposé en

approximation A_{k+1} et détails D_{k+1} et ainsi de suite. La figure 3.6 illustre cette stratégie [26].

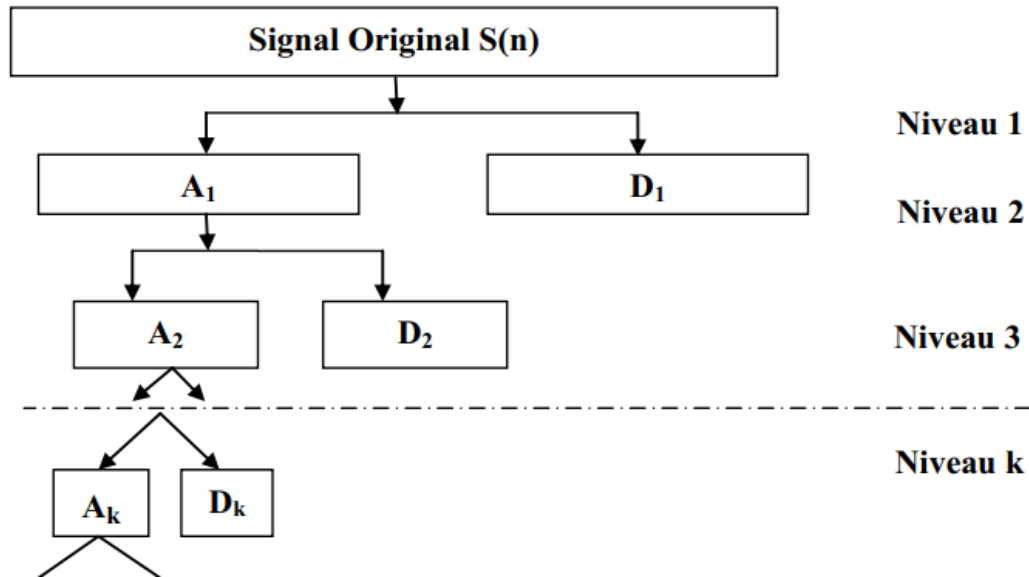


Figure 3.6 : Décomposition pyramidale par ondelettes

III.3.5.3. Analyse multi résolution

Le filtrage par une paire de filtres complémentaires précédemment décrit se traduit par « un passage à une résolution inférieure » à chaque étape. La TOD est aussi appelée « analyse multi résolution », introduite par Meyer [27], puis développée par Mallat [28] et devenue «Algorithme pyramidal de Mallat». Elle produit par filtrages successifs une série de signaux correspondant à une résolution de plus en plus faible. Après la $k^{\text{ème}}$ itération, la longueur du signal d'approximation et du signal de détail est de $N/2^k$ [29].

III.3.5.4. Transformée en ondelettes inverse

Une étape élémentaire de la TOD, donne un signal d'approximation et un signal de détail. Les échantillons des signaux de détail sont appelés « coefficients de fonction d'ondelettes ». En principe, seuls les échantillons des signaux de détail sont appelés ainsi. Les échantillons des signaux d'approximation devraient être appelés «coefficients de fonction d'échelle ».

Par abus de langage, nous appelons souvent coefficients d'ondelettes l'intégralité des échantillons obtenus (approximations et détails) [30].

On procède selon un chemin inverse par rapport à la transformée en ondelettes ; Nous allons reconstruire le signal à partir des coefficients d'ondelettes
 Les coefficients d'ondelettes sont : approximation+détails.

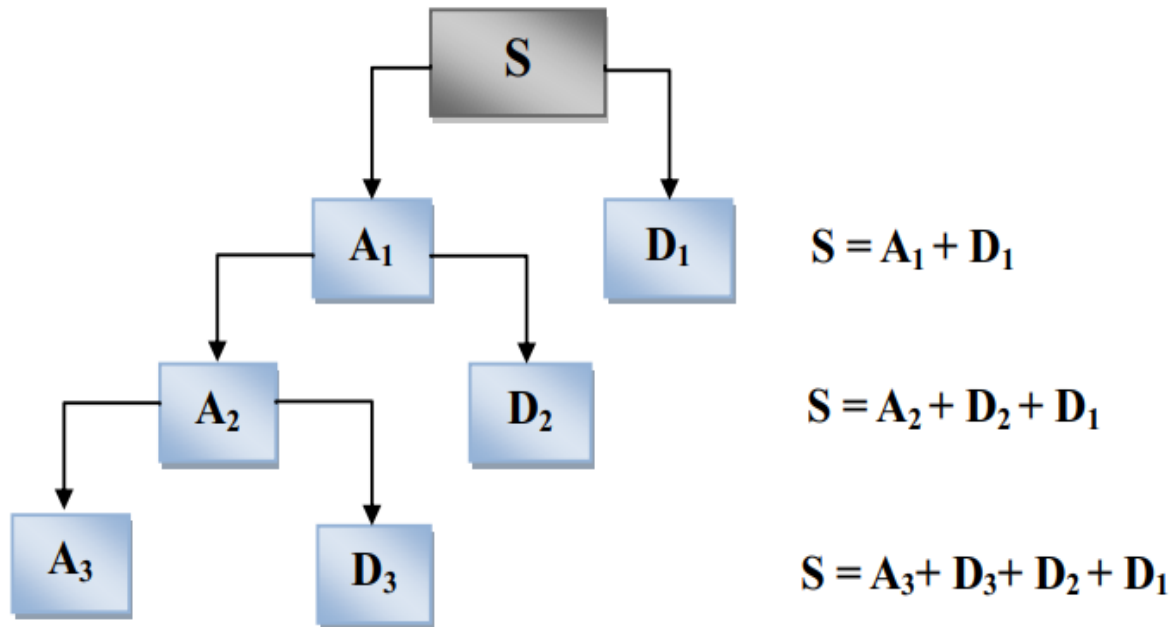


Figure 3.7 : Construction des coefficients d'ondelettes

III.4. Familles d'ondelettes

Il existe une infinité de fonctions d'ondelettes parce que toute fonction oscillante localisée est une ondelette mère possible. Toutefois, elles ne possèdent pas toutes des propriétés intéressantes. Aussi, de nombreux spécialistes des ondelettes ont construit des familles d'ondelettes possédant certaines propriétés remarquables. Parmi les familles d'ondelettes, les ondelettes de Haar [31] sont les plus simples, mais elles ne sont pas bien localisées. Ingrid Daubechies [31] a construit des ondelettes à support compact qui permettent d'utiliser des filtres de taille finie. Une autre famille d'ondelettes est la famille des ondelettes splines dont la réponse fréquentielle est bien localisée. Les différentes familles d'ondelettes sont utilisées selon leurs propriétés en fonction du problème à résoudre.

| Nom des familles d'ondelettes | Abréviations |
|---|--------------|
| Ondelette de Haar | <i>Haar</i> |
| Ondelettes de Daubechies | <i>Db</i> |
| Ondelettes Symlets | <i>Sym</i> |
| Ondelettes Coiflets | <i>Coif</i> |
| Ondelettes biorthogonales | <i>Bior</i> |
| Ondelette de Meyer | <i>Meyr</i> |
| Ondelettes gaussiennes | <i>Gaus</i> |
| Ondelettes gaussiens complexes | <i>Cgau</i> |
| Chapeau Mexicain | <i>Mexh</i> |
| Ondelette de Morlet | <i>Morl</i> |
| Ondelette de Morlet complexe | <i>Cmor</i> |
| Ondelettes B-splines fréquentielles complexes | <i>Fbsp</i> |
| Ondelettes de Shannon complexes | <i>Shan</i> |

Tabelau 3.1 :Familles d'ondelettes

III.7.1. Ondelettes de Daubechies

Cette famille d'ondelettes (dbN) à un paramètre, due à I. Daubechies [32], est la première permettant de manipuler des ondelettes orthogonales à support compact de régularité arbitraire, on dira que N est l'ordre de l'ondelette dbN .

Cette famille contient l'ondelette de *Haar* ($db1$), qui est la plus simple et certainement la plus ancienne des ondelettes. Elle est discontinue, ressemble à un échelon. La fonction d'ondelette de *Haar* est définie par la figure 3.8.

$$\varphi(x) = 1 \text{ si } x \in [0, 0.5[, \varphi(x) = -1 \text{ si } x \in [0.5, 1 \text{ et } 0 \text{ sinon}$$

La fonction d'échelle associée est la fonction échelon

$$\varphi(x) = 1 \text{ si } x \in [0, 1[\text{ et } 0 \text{ sinon}$$

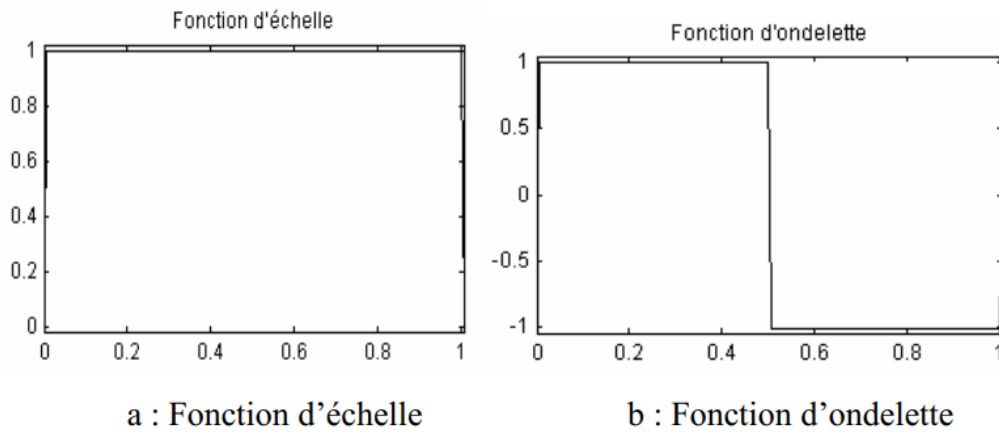


Figure. 3.8 : Fonction d'échelle et fonction d'ondelette de Haar

Hormis $db1$, les ondelettes de cette famille n'ont pas une formule analytique. Ces ondelettes pour les ordres de 2 à 10 ($db2, db3, \dots, db10$) sont présentées dans la figure 3.9.

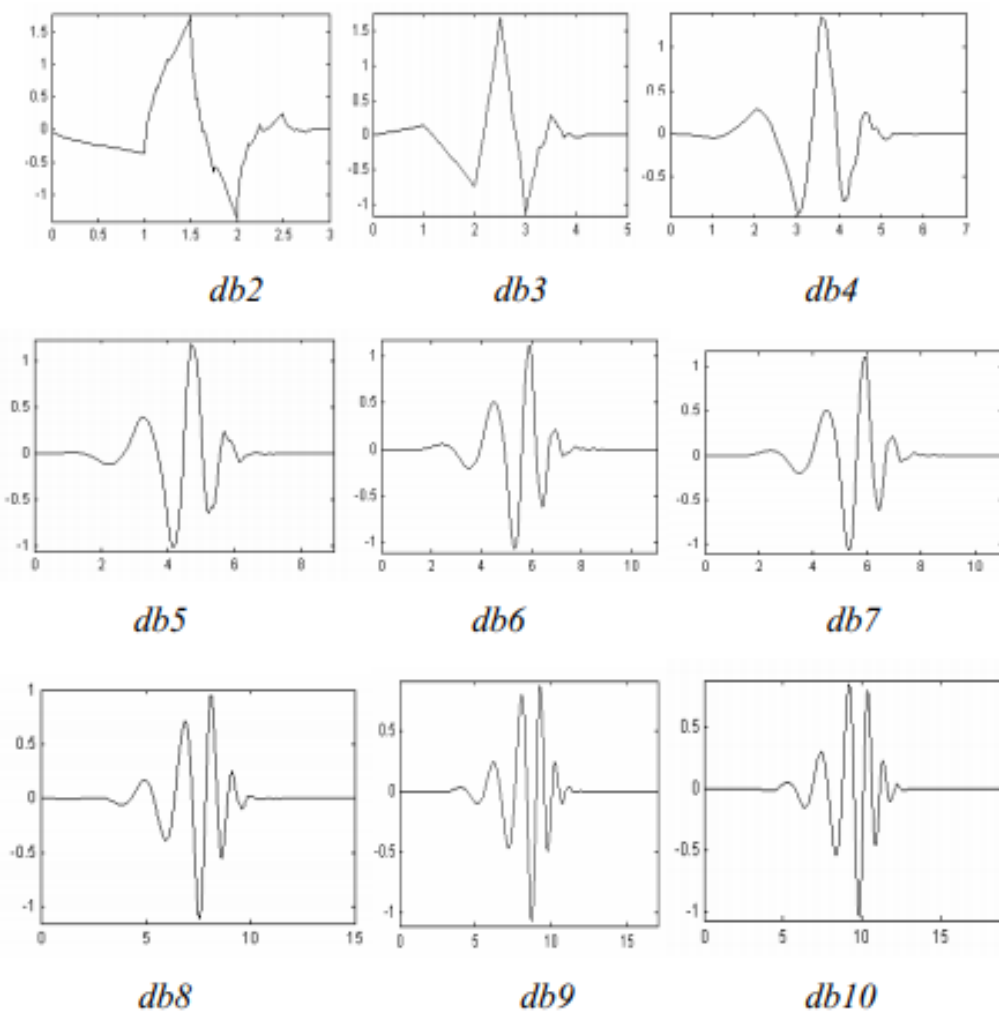


Figure. 3.9 : Ondelettes de Daubechies

Cette famille d'ondelettes possède les propriétés suivantes :

- Le supports des ψ et ψ de sont de longueur $2N-1$. Le nombre de moments nuls de ψ est N .
- Les ondelettes dbN sont asymétriques, en particulier pour les faibles valeurs de N , sauf l'ondelette de Haar .
- La régularité augmente avec l'ordre.
- L'analyse est orthogonale.

Pour l'ondelette $db4$, on trouve dans les figure 3.10 en plus de l'ondelette, la fonction d'échelle et les quatre filtres associés (deux pour la décomposition, deux pour la reconstruction).

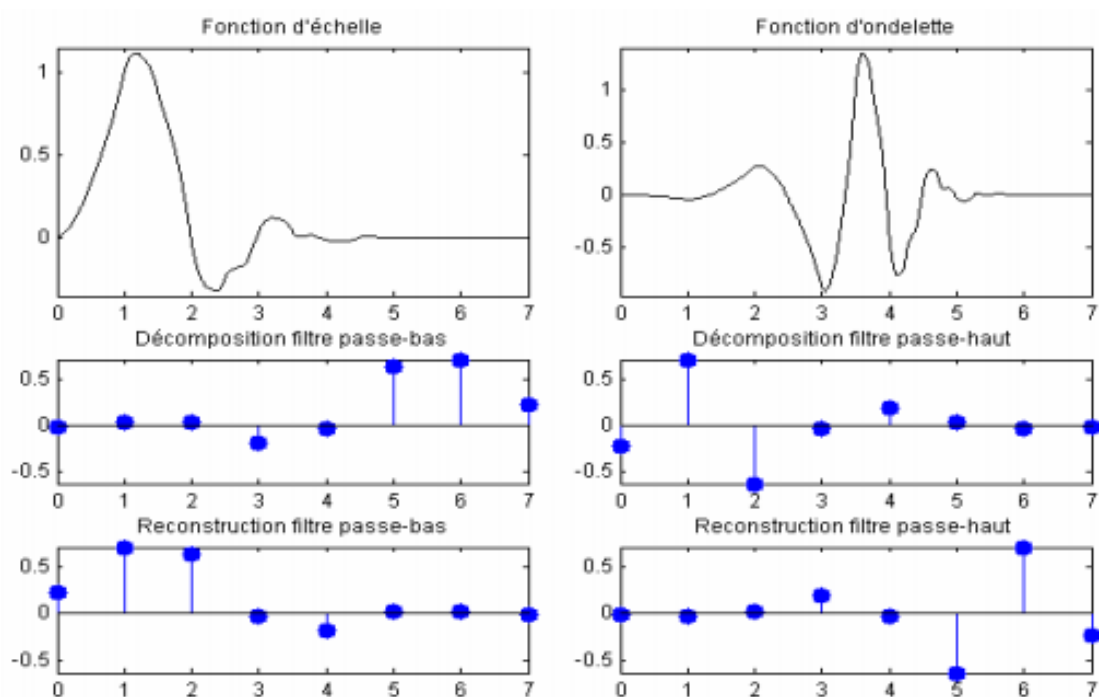


Figure. 3.10 : Ondelette de Daubechies ($db4$)

III.4.2. Ondelettes de Symlets

Les symlets ($symN$) constituent une famille d'ondelettes presque symétrique, proposée par I. Daubechies en modifiant la construction des dbN . A part la symétrie, les autres

propriétés des deux familles sont similaires. Les symlets d'ordre 2 à 8 (*sym1* est simplement l'ondelette de Haar) sont présentées dans la figure 3.11 [32].

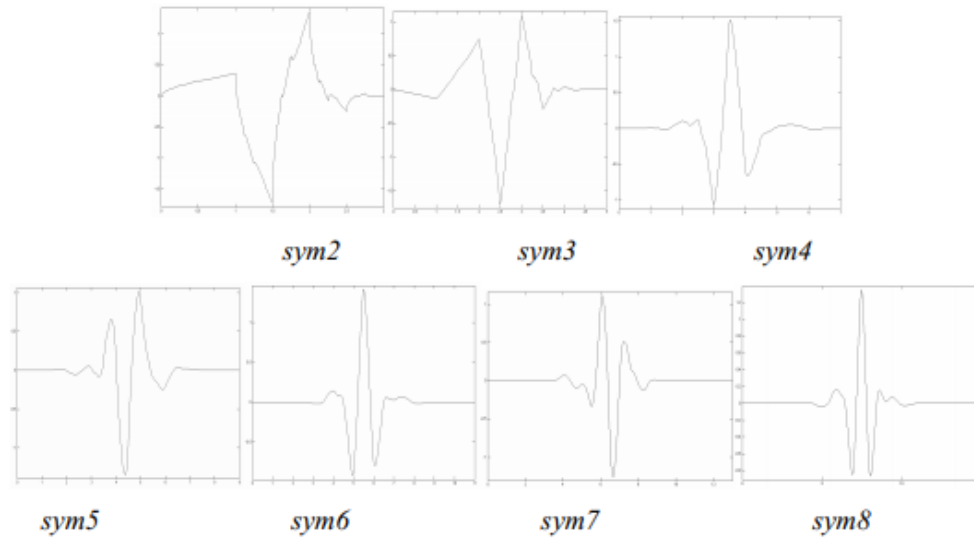


Figure. 3.11 : Ondelettes de Symlets

III.4.3. Ondelettes de Coiflets

Construite par I. Daubechies sur la demande de R. Coifman [32], les coiflets (*coifN*) constituent une famille d'ondelettes possédant une propriété inhabituelle. Non seulement, comme pour les deux familles précédentes, l'ondelette ψ associée à *coifN* à $2N$ moments nuls. Les deux fonctions ψ et $\bar{\psi}$ ont un support de longueur $6N-1$. Les coiflets d'ordre 1 à 5 sont représentés à la figure 3.12.

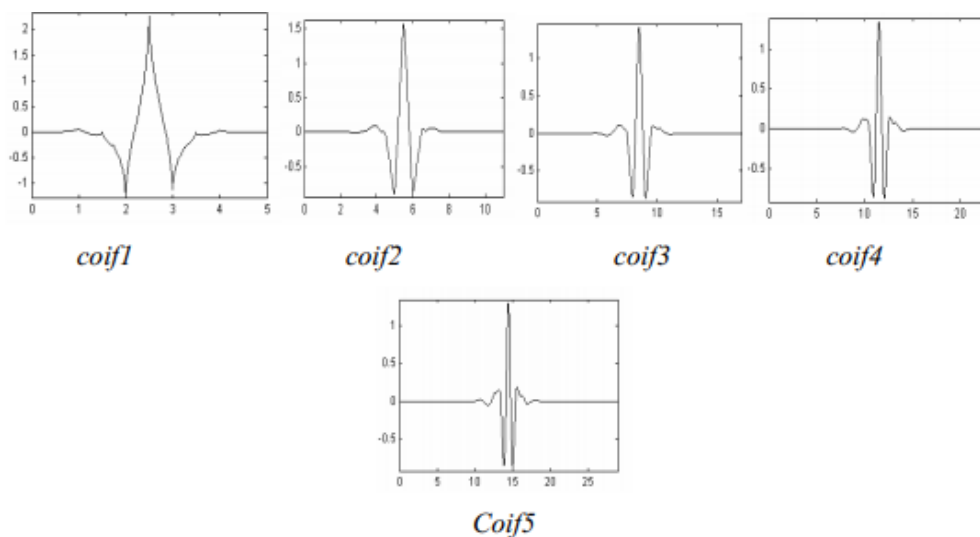


Figure. 3.12 : Ondelettes de Coiflets

Conclusion

A cause des erreurs de diagnostic des signaux ECG qui peuvent rencontrer les spécialistes, ou s'est proposé dans ce chapitre de présenter deux techniques très utilisées le débruitage de ces signaux, à savoir, la technique des ondelettes, puisqu'il suffit de stocker uniquement les coefficients de grandes amplitudes, permettant une reconstruction rapide des signaux.

La technique des ondelettes, quant à elle, ouvre une autre catégorie de méthodes qui représente le signal dans différentes translations et échelles (fréquentielle et temporelle). En outre, la transformée d'ondelette discrète (DWT) décompose un signal en signaux dans des intervalles de fréquences différentes. Les paramètres extraits à partir des coefficients de la transformée sont capables de représenter d'une manière pertinente les caractéristiques du signal original.

Chapitre 4
Simulations
Et résultats

IV.1.Introduction

Le but de l'électrocardiogramme est de fournir une représentation de l'activité cardiaque d'un patient. Les signaux issus des électrodes sont combinés pour fournir un signal unidimensionnel analysable par le praticien. Les diagnostics des maladies cardiaques sont bien souvent basés sur l'analyse du complexe QRS, motif principal du rythme cardiaque. Les signaux bruts obtenus sur les électrodes sont bruités par différents facteurs : propagation, bruit musculaire, ligne de base dus à la respiration...etc. On s'intéresse ici à minimiser les perturbations sur les signaux acquis au niveau des électrodes. Dans ce chapitre, nous allons présenter les différentes étapes de débruitage en se basant sur un ECG réel et un développement sous Matlab des techniques proposées dans les chapitres précédents. Les traitements sont effectués sur l'ECG complet [33], cependant, dans un souci de lisibilité on ne présentera que des extraits de l'ECG pertinents pour le phénomène illustré.

De ce fait, les signaux ECG disponibles sont généralement contaminés par des bruits aléatoires, et c'est dans ce cadre que notre contribution va intervenir dans le but de minimiser l'influence de ces bruits sur les signaux ECG.

Donc dans ce chapitre, et comme technique de débruitage, nous avons choisi d'utiliser la transformée en ondelette discrète (DWT) dans les cas mono et multi copies (multi capteurs) et le filtre médian et le filtre S-Golay. Les résultats de simulation sont présentés puis commentés.

IV.2. Signaux ECG de tests

La base de données MIT-BIH [34] est une base universelle qui contient 48 enregistrements d'une durée d'une demi-heure sur deux voies (DII et V5). Elle a été collectée par des chercheurs afin d'être utilisée comme une référence pour la validation et la comparaison des algorithmes sur le signal ECG.

Chaque enregistrement ECG est échantillonné à une fréquence de 360 Hz avec une résolution de 12 bits pour chaque échantillon.

L'avantage majeur de cette base est qu'elle contient un grand nombre de pathologies cardiaques, ce qui permet de valider les algorithmes sur un grand nombre de cas de signaux ECG.

Les signaux sont numérotés de 100 à 124 pour le premier groupe qui comporte une variété de formes d'ondes et de 200 à 234 pour le deuxième qui comporte une variété de cas pathologiques.

Chaque enregistrement a été annoté indépendamment par plusieurs cardiologues (deux au moins) ce qui permet d'avoir des études plus fiables. L'annotation correspond au l'instant d'apparition du pic R du complexe QRS et au type du QRS (N, PVC, etc.) ;

IV.3. Principe du débruitage

Nos programmes sont développés sous le logiciel Matlab7.9. On a commencé en premier lieu par l'ajout, à notre signal original issu d'un seul capteur, d'un bruit additif de type blanc gaussien, comme le montre la figure 4.1.

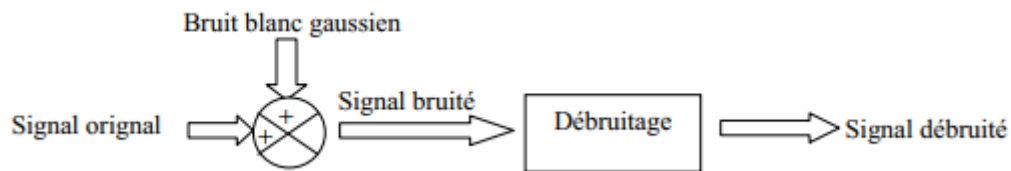


Figure 4.1 : Schéma bloc de bruitage et de débruitage.

IV.4. Critère de qualité utilisé

Le critère de qualité utilisé dans notre cas est le SNR (Signal to Noise Ratio), c'est le rapport signal sur bruit exprimé en dB. Avec une puissance du bruit additif plus faible par rapport à la puissance du signal, on doit obtenir un SNR plus grand. Mathématiquement, le SNR est défini par :

$$SNR[dB] = 10 \log_{10} \frac{\text{puissance du signal } x}{\text{puissance du bruit } b} \quad (4.1)$$

Où la puissance du signal est donnée par $\sum_{i=1}^N X_i^2 / N$, et la puissance du bruit est simplement sa variance et N est le nombre des échantillons. Une autre mesure donnant un facteur d'amélioration peut aussi être utilisée. Cette mesure s'appelle "Facteur d'amélioration" (improvement en anglais) dont l'expression mathématique est :

$$imp[dB] = SNR_{output} - SNR_{input} \quad (4.2)$$

Notons que le facteur d'amélioration peut être calculé directement par la formule suivante :

$$\text{imp}[dB] = 10 \log \left(\frac{\sum_i |x_n(t) - x(t)|^2}{\sum_i |x_d(t) - x(t)|^2} \right) \quad (4.3)$$

Où x_n représente le signal ECG saint et x_d est le signal ECG filtré (débruité).

IV.5. Principe du débruitage multi copies par les ondelettes

Dans les dernières années, les techniques basées sur la transformée en ondelettes sont devenues populaires et très appréciées dans le contexte du débruitage du signal ECG. En effet, cette technique exploite l'effet que les bruits sont représentés par l'ensemble des coefficients d'ondelettes de faible amplitude tandis que la plupart de l'énergie du signal utile est concentrée dans les quelques coefficients de forte amplitude. De ce fait, l'élimination du bruit peut s'accomplir en mettant à zéro les faibles coefficients suivant une opération de seuillage suivi d'une reconstruction du signal en appliquant la transformée en ondelette inverse. Un tel algorithme de débruitage a été proposé initialement par Donoho [18]. Le schéma de principe d'un système de débruitage basé sur la transformée en ondelettes est illustré dans la figure 4.2. Généralement, elle est réalisée en trois étapes successives:

1. L'application de la transformée en ondelettes au signal affecté par du bruit.
2. Le filtrage des coefficients ainsi obtenus, conformément à un certain critère (par seuillage).
3. Le calcul de la transformée inverse, à partir des coefficients issus de l'étape précédente.

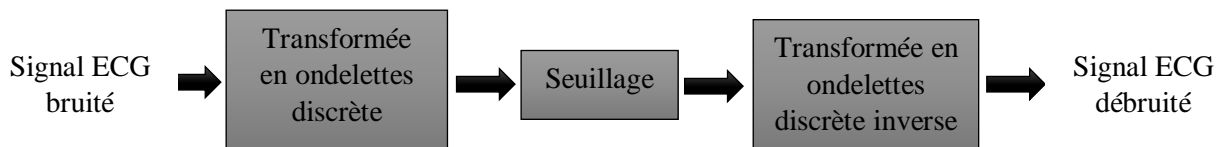


Figure 4.2 : Schéma bloc de débruitage mono copie par DWT.

- **Seuillage**

Le débruitage dans le domaine des ondelettes signifie la rejection du bruit par un seuillage adéquat et qui consiste à comparer les coefficients d'ondelettes à un seuil et de les mettre à zéro si leurs amplitudes sont inférieures à ce seuil. L'efficacité et la fiabilité de

l'opération de filtrage sont fortement liées au choix du seuil. En effet, plusieurs techniques de seuillage ont été développées, on a utilisé deux types de fonctions de seuillage, le seuillage dur et le seuillage doux [35].

❖ Seuillage dur

Soit les coefficients de détail issus du signal $f(t)$ à la résolution j , et T_j la valeur du seuil de sélection correspondant. A l'issue du seuillage, on obtient le vecteur de coefficients seuillés d_{ns}^j tels que :

$$d_{ns}^j = \begin{cases} d_n^j & \text{si } |d_n^j| > T_j \\ 0 & \text{si } |d_n^j| \leq T_j \end{cases} \quad (4.4)$$

❖ Seuillage doux

Le seuillage doux est similaire au seuillage dur sauf qu'il diminue de T_j la valeur des coefficients se trouvant au-dessus du seuil :

$$d_{ns}^j = \begin{cases} d_n^j - T & \text{si } d_n^j > T_j \\ d_n^j + T & \text{si } d_n^j < -T_j \\ 0 & \text{si } |d_n^j| \leq T_j \end{cases} \quad (4.6)$$

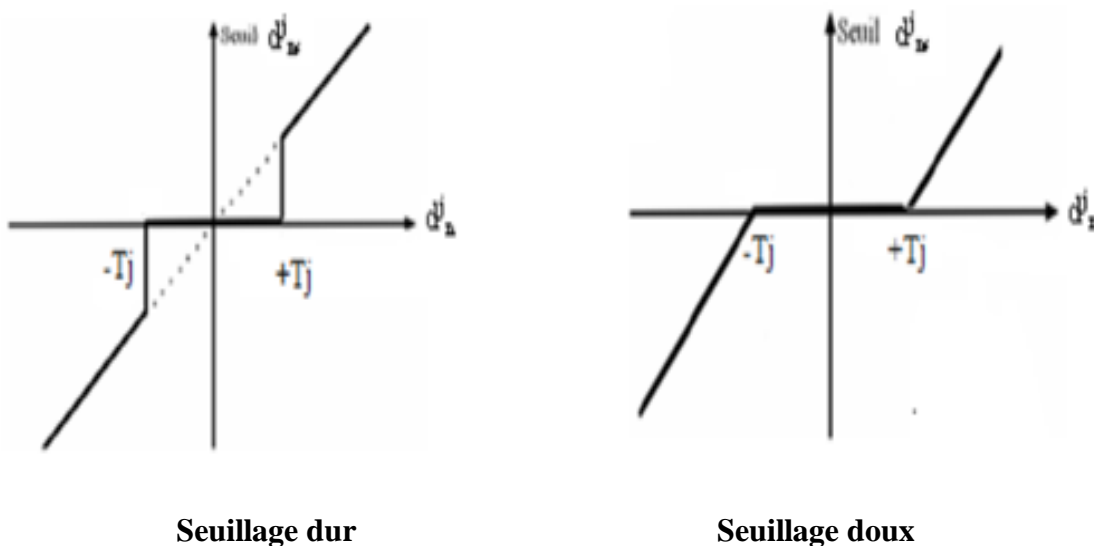


Figure 4.3 : Caractéristiques des seuillages dur et doux.

La question qui se pose : est-ce que l'acquisition du signal en utilisant plusieurs capteurs peut améliorer les résultats de débruitage par rapport à un seul capteur. C'est pour cela le schéma bloc pour le multi copies est proposé par la figure 4.5.

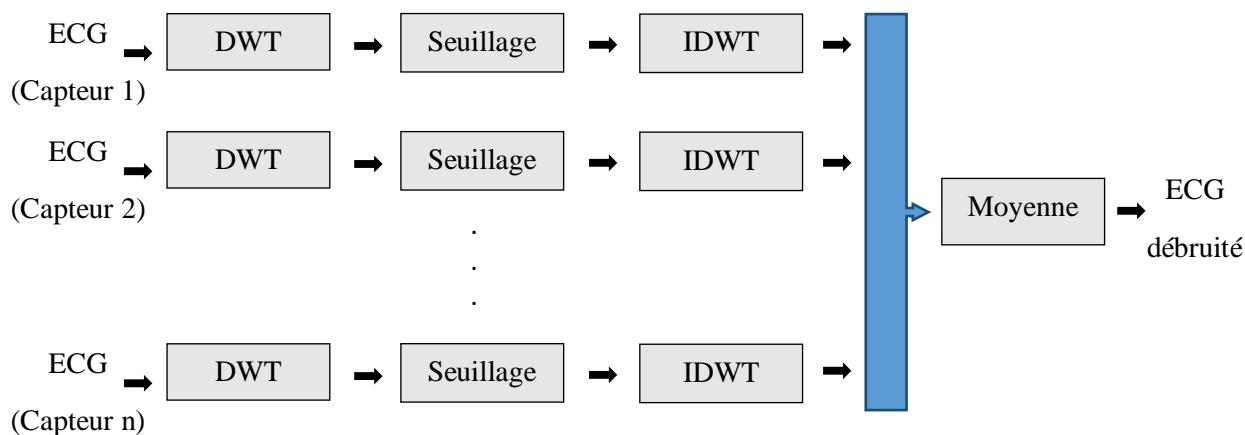


Figure 4.4: Principe de débruitage multi copies par DWT.

Le principe consiste à utiliser plusieurs capteurs pour l’acquisition du même signal ECG sous plusieurs formes. Pour chaque cas un bruit aléatoire est ajouté pour générer un signal bruité.

Les mêmes démarches ont été suivies en multi copies qu’avec le cas mono copie. Après application de l’IDWT pour chaque forme, une moyenne a été calculée pour minimiser l’effet des bruits blancs gaussien additifs.

En ce qui concerne le choix des paramètres, le nombre de copies utilisées est six copies.

IV.5.1. Choix du type d’ondelette mère

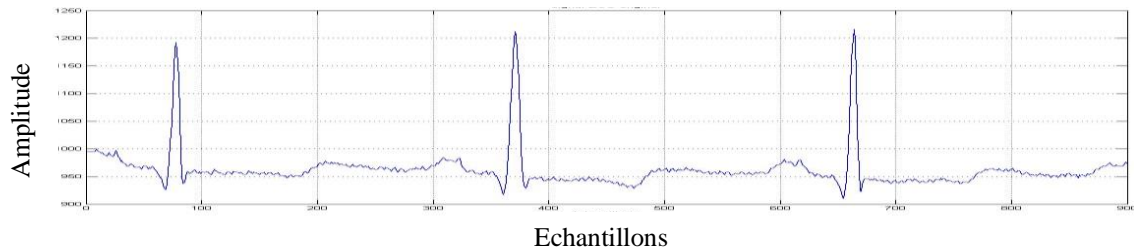
Dans cette section, l’objectif est de bien choisir l’ondelette mère pour améliorer les résultats. Le SNR d’entrée a été fixé par 15 dB, quant aux paramètres de la fonction Matlab utilisée Tptr, Sorth et Scal, ils ont été choisis injustement par ‘‘ Rigrsure’’, ‘‘Hard’’ et Mln chacun. Le nombre de niveaux de décompositions en ondelettes a été fixé par N=3. Trois grandes familles d’ondelettes mères ont été utilisées à savoir : Symlets, Daubechies, Biorthogonales.

| Famille d’ondelette | Symlets | | | Daubechies | | | Biorthogonales | | |
|---------------------|---------|-------|-------|------------|-------|--------------|----------------|---------|---------|
| Type de l’ondelette | Sym2 | Sym3 | Sym4 | dB3 | dB4 | dB9 | Bior3.7 | Bior4.4 | Bior6.8 |
| SNR de sortie (dB) | 23.83 | 24.10 | 23.86 | 24.36 | 24.48 | 24.81 | 24.12 | 23.97 | 24.58 |

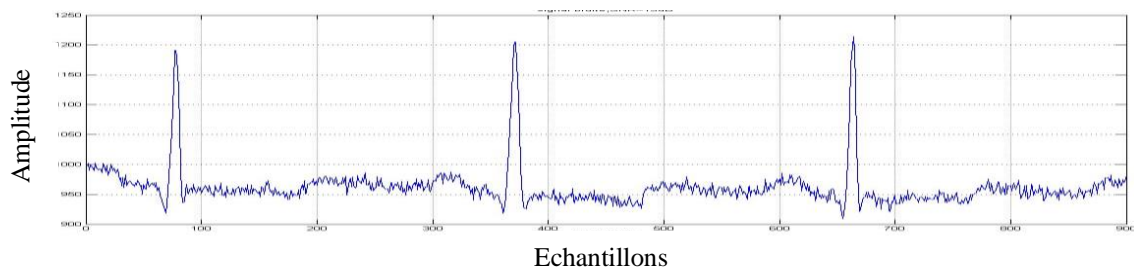
Tableau 4.1 : Influence du type d’ondelette sur le SNR de sortie.

On remarque que d'après le tableau 4.1, le type d'ondelette mère influe nettement sur le résultat, aussi il est à signaler, que l'ondelette dB9 donne le meilleur résultat. Ainsi, elle permet d'atténuer beaucoup plus l'effet de bruit sur le signal ECG bruité.

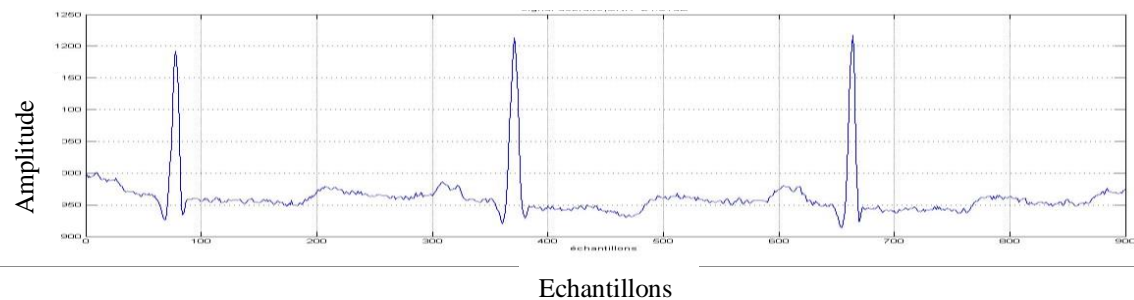
Les allures du signal 100.dat original bruité avec un SNR 15dB et débruité avec un SNR de sortie 24.81dB sont représentées par la figure 4.3.



(a) Signal ECG original



(b) Signal ECG bruité



(c) Signal ECG débruité, SNR=24.81dB

Figure 4.5: Résultats de débruitage d'un signal ECG 100.dat par l'ondelette mère "db9".

IV.5.2. Choix du nombre de niveaux de décompositions

Les paramètres Tptr, Sorth et Scal sont maintenus, l'ondelette mère choisie d'après le tableau 4.1 est « db9 ». Ceci pour chercher le meilleur niveau de décomposition N (1 jusqu'à 7). Nous avons obtenu les résultats du tableau 4.2. Sachant que le SNR d'entrée est 15dB.

| Niveau | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 |
|--------------------|-------|-------|--------------|-------|-------|-------|-------|
| SNR de sortie (dB) | 24.49 | 24.70 | 24.81 | 24.48 | 18.84 | 18.11 | 18.91 |

Tableau 4.2 : Efficacité du niveau de décomposition sur le SNR de sortie

On constate d'après les résultats obtenus dans le tableau 4.2, le niveau 3 est le mieux classé puisqu'il fournit un SNR de sortie de 24.81 dB. C'est pour cela on est obligé de fixer le niveau de décomposition à N=3 pour déterminer les paramètres restants.

IV.5.3. Choix de la méthode de seuillage

a. Les paramètres T_{ptr} , S_{orh} ont été gardés, l'ondelette mère est "db9" pour le troisième niveau de décomposition. Pour les deux choix du paramètre Scal, on peut dresser le tableau 4.3.

| Scal | Sln | Mln |
|--------------------|-------|--------------|
| SNR de sortie (dB) | 24.37 | 24.81 |

Tableau 4.3 : Résultats obtenus pour SNR d'entrée 15dB en fonction des paramètres Scal

Le tableau 4.3 montre que le meilleur Scal est le "Mln", puisqu'il fournit un SNR de sortie de 24.81dB pour un SNR d'entrée de 15dB.

b. Les paramètres T_{ptr} a été choisi arbitrairement par "Rigrsure" et Scal est fixé par "Mln". Le niveau de décomposition est N=3. L'ondelette mère est "db9". Les résultats pour les deux possibilités Soft et hard de S_{orh} sont présentés dans le tableau 4.4.

| Sorh | Soft | Hard |
|--------------------|-------|--------------|
| SNR de sortie (dB) | 20.83 | 24.81 |

Tableau 4.4: Résultats obtenus par les seuillages Soft et Hard.

Ce tableau montre que le seuillage Soft fournit un SNR de sortie de 20.83dB pour un SNR d'entrée de 15 dB. Par contre le seuillage Hard donne un SNR de sortie de 24.81dB. Par la suite c'est le seuillage Hard qui est utilisé.

c. Les résultats correspondants aux quatre variantes de T_{ptr} sont résumés dans le tableau 4.5. Tous les autres paramètres sont connus d'après les tableaux 4.1 à 4.4.

| T_{ptr} | Rigrsure | Heursure | Sqtwolog | Minimax |
|--------------------|--------------|----------|----------|---------|
| SNR de sortie (dB) | 24.81 | 21.70 | 21.46 | 20.72 |

Tableau 4.5: résultats de SNR de sortie pour les quatre possibilités de T_{ptr} .

On constate d'après le tableau 4.5 que la méthode de seuillage T_{ptr} influe sur les résultats. Le meilleur paramètre qui permet de minimiser l'effet du bruit sur le signal ECG est le "Rigrsure".

En utilisant la DWT, la figure 4.4 montre l'influence du SNR d'entrée sur le facteur d'amélioration imp . Avec les paramètres optimaux déjà étudiés dans la gamme 0 et 40dB.

Il est clair que, lorsque le SNR d'entrée augmente, imp diminue. Cela est dû que la puissance du bruit diminue par rapport à la puissance du signal, l'influence des performances du filtre diminuent. Arrivé et à partir d'un certain SNR d'entrée aux environs de 27dB, on aura aucune amélioration de la qualité du signal. A l'inverse on peut introduire des distorsions du signal.

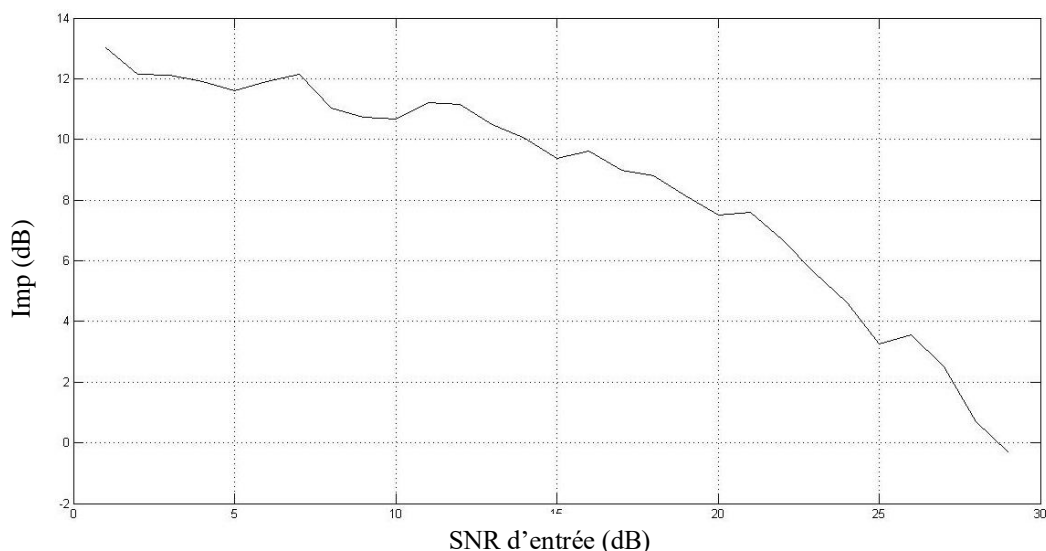


Figure 4.6: Résultats de débruitage par DWT.

Le tableau 4.6 montre que les performances pour le cas du débruitage multi copies ont été améliorées par rapport au cas mono copie. En plus lorsque le nombre de copies augmente, le SNR de sortie augmente. Pour 6 capteurs on aura 24.81dB, c'est-à-dire une amélioration de 9.81dB par rapport à 15dB. Malheureusement le nombre de capteurs

augmente la complexité du système. Dans le cas pratique 6 capteurs suffisent pour avoir des résultats acceptables.

| Nombre de copies | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|--------------------|-------|-------|-------|-------|-------|--------------|
| SNR de sortie (dB) | 18.41 | 21.44 | 22.27 | 23.70 | 23.78 | 24.81 |

Tableau 4.6: Influence du nombre de copies sur les résultats pour un SNR d'entrée 15dB.

La figure 4.6 illustre l'amélioration de l'SNR de sortie par rapport à l'SNR d'entrée dans le cas du débruitage multi copies. La plage de variation de à l'SNR d'entrée est entre 0 et 30dB. Les signaux de test sont 100.dat, 102.dat, 103.da, 105.dat et 117.dat.

Pour confirmer les performances du filtre multi copies, tous les signaux ECG (48 enregistrements) de la base de données citée ont été utilisés comme signaux de tests. Le tableau 4.7 expose les résultats des SNR de sortie obtenus pour ce cas de figure. Les SNR d'entrée ayant des valeurs inférieurs à 25 dB ont été améliorés. Au-dessus de cette valeur les résultats ne sont pas garantis. Heureusement on a besoin de débruiter les signaux dans la plage dont les SNR d'entrée ayant des valeurs inférieurs à 25dB.

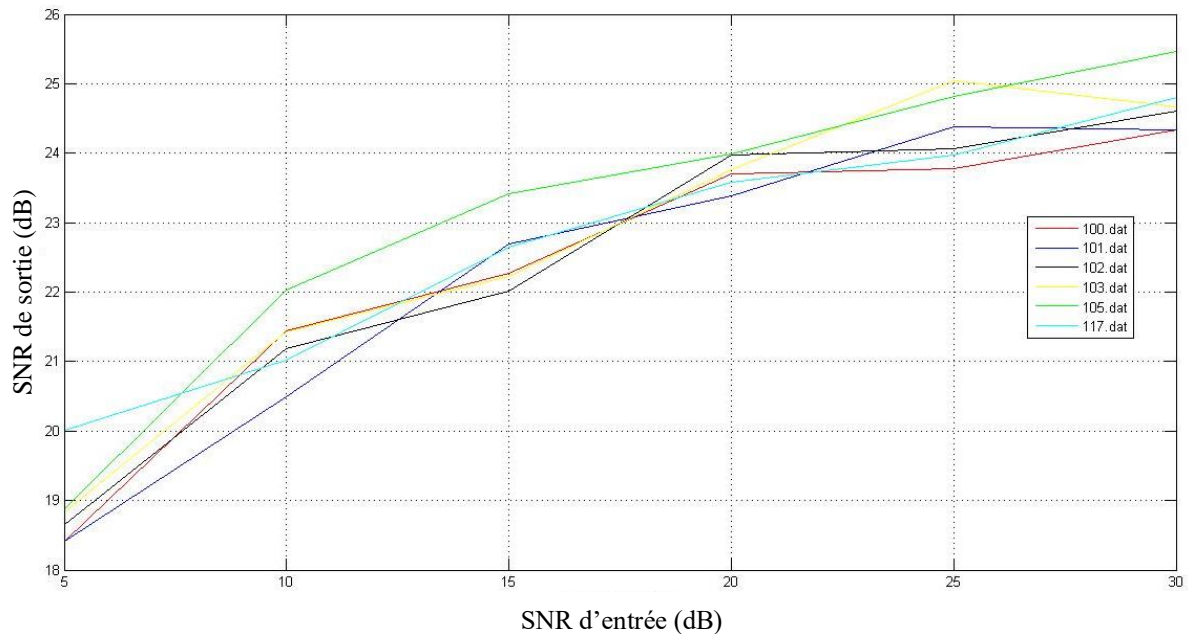


Figure 4.7: Résultats de débruitage en multi copies

pour les signaux 100.dat, 102.dat, 103.da, 105.dat et 117.dat.

| <i>Signaux de tests</i> | <i>SNR d'entrée (dB)</i> | | | | | | | | |
|-------------------------|--------------------------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | <i>0</i> | <i>5</i> | <i>10</i> | <i>15</i> | <i>20</i> | <i>25</i> | <i>30</i> | <i>35</i> | <i>40</i> |
| <i>100.dat</i> | 11.51 | 16.66 | 21.07 | 25.06 | 26.94 | 27.97 | 27.64 | 27.92 | 27.52 |
| <i>101.dat</i> | 11.58 | 16.23 | 20.87 | 23.97 | 26.28 | 27.18 | 27.62 | 27.79 | 27.64 |
| <i>102.dat</i> | 10.91 | 16.32 | 20.38 | 24.56 | 28.12 | 29.27 | 29.26 | 29.00 | 28.94 |
| <i>103.dat</i> | 13.41 | 17.98 | 20.41 | 25.51 | 30.03 | 32.56 | 33.93 | 33.56 | 34.01 |
| <i>105.dat</i> | 14.38 | 16.49 | 21.56 | 25.52 | 28.52 | 29.28 | 30.21 | 30.52 | 30.61 |
| <i>106.dat</i> | 12.22 | 16.48 | 20.92 | 25.18 | 27.59 | 30.50 | 31.47 | 30.65 | 30.33 |
| <i>107.dat</i> | 11.87 | 16.83 | 21.40 | 25.79 | 30.13 | 34.81 | 37.72 | 40.16 | 41.09 |
| <i>108.dat</i> | 13.05 | 15.78 | 19.05 | 21.50 | 24.20 | 24.76 | 25.17 | 25.00 | 24.59 |
| <i>109.dat</i> | 12.07 | 17.05 | 20.91 | 23.95 | 27.55 | 29.98 | 31.97 | 32.82 | 31.66 |
| <i>111.dat</i> | 11.68 | 16.17 | 20.62 | 23.44 | 24.64 | 24.14 | 24.35 | 24.61 | 24.70 |
| <i>112.dat</i> | 11.86 | 18.09 | 20.70 | 24.18 | 26.22 | 26.68 | 26.12 | 26.50 | 26.38 |
| <i>113.dat</i> | 13.06 | 16.96 | 22.19 | 26.30 | 28.71 | 31.46 | 31.98 | 31.94 | 31.56 |
| <i>114.dat</i> | 11.70 | 15.20 | 18.74 | 20.04 | 20.35 | 20.23 | 20.46 | 20.48 | 20.44 |
| <i>115.dat</i> | 12.24 | 17.06 | 21.75 | 25.88 | 29.14 | 30.13 | 30.00 | 29.94 | 29.94 |
| <i>116.dat</i> | 13.13 | 17.54 | 21.03 | 25.88 | 29.51 | 33.33 | 36.00 | 36.11 | 36.73 |
| <i>117.dat</i> | 12.25 | 16.53 | 21.46 | 24.85 | 25.22 | 25.35 | 25.66 | 25.24 | 25.34 |
| <i>118.dat</i> | 11.22 | 15.34 | 18.88 | 20.53 | 24.30 | 23.15 | 24.47 | 24.48 | 24.50 |
| <i>121.dat</i> | 12.91 | 17.84 | 21.66 | 25.29 | 26.57 | 27.40 | 27.02 | 27.26 | 27.17 |
| <i>122.dat</i> | 12.30 | 16.44 | 21.09 | 25.13 | 27.36 | 28.18 | 28.70 | 28.21 | 28.11 |
| <i>123.dat</i> | 12.35 | 17.18 | 21.55 | 24.52 | 27.56 | 27.27 | 27.01 | 26.80 | 26.88 |
| <i>124.dat</i> | 12.91 | 16.39 | 22.10 | 27.32 | 29.50 | 32.01 | 32.13 | 32.04 | 31.95 |
| <i>200.dat</i> | 11.96 | 16.94 | 22.23 | 25.75 | 29.56 | 32.21 | 34.73 | 34.62 | 34.61 |
| <i>201.dat</i> | 11.88 | 16.89 | 21.42 | 23.96 | 26.90 | 29.04 | 28.95 | 28.67 | 29.06 |
| <i>202.dat</i> | 12.86 | 17.71 | 20.86 | 24.59 | 25.89 | 25.52 | 25.88 | 25.93 | 25.78 |
| <i>203.dat</i> | 11.23 | 14.33 | 16.24 | 16.52 | 15.65 | 14.95 | 14.11 | 14.05 | 14.22 |
| <i>205.dat</i> | 11.32 | 16.56 | 20.99 | 24.39 | 26.88 | 27.21 | 28.27 | 26.93 | 26.71 |
| <i>207.dat</i> | 12.41 | 17.16 | 22.13 | 25.95 | 28.50 | 31.56 | 31.44 | 31.13 | 30.95 |
| <i>208.dat</i> | 13.70 | 17.29 | 22.03 | 25.11 | 28.83 | 31.50 | 32.58 | 32.47 | 32.57 |
| <i>209.dat</i> | 12.75 | 16.71 | 20.99 | 24.50 | 26.47 | 27.19 | 28.81 | 28.08 | 27.23 |
| <i>210.dat</i> | 13.02 | 17.11 | 20.88 | 25.62 | 27.82 | 28.79 | 29.27 | 29.13 | 29.13 |
| <i>212.dat</i> | 11.51 | 15.90 | 20.73 | 24.81 | 27.77 | 29.10 | 28.11 | 27.79 | 27.40 |
| <i>213.dat</i> | 11.90 | 16.04 | 21.46 | 25.87 | 29.79 | 31.36 | 34.26 | 35.16 | 35.28 |

| | | | | | | | | | |
|--------------------------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| <i>214.dat</i> | 12.70 | 17.00 | 22.12 | 25.93 | 29.10 | 30.06 | 30.44 | 30.55 | 30.28 |
| <i>217.dat</i> | 13.16 | 17.61 | 21.62 | 26.53 | 30.38 | 33.41 | 35.29 | 35.21 | 34.81 |
| <i>219.dat</i> | 10.99 | 18.15 | 22.43 | 26.13 | 29.67 | 33.88 | 33.94 | 34.17 | 34.05 |
| <i>220.dat</i> | 13.24 | 17.34 | 21.07 | 25.25 | 28.84 | 30.67 | 31.93 | 31.70 | 31.51 |
| <i>221.dat</i> | 14.43 | 17.11 | 21.06 | 24.68 | 27.94 | 28.13 | 28.17 | 28.27 | 28.45 |
| <i>222.dat</i> | 11.48 | 15.62 | 19.75 | 23.11 | 23.42 | 22.97 | 23.22 | 23.12 | 22.96 |
| <i>223.dat</i> | 13.30 | 17.35 | 21.86 | 26.10 | 29.76 | 32.41 | 33.90 | 33.49 | 33.86 |
| <i>228.dat</i> | 11.60 | 16.63 | 20.08 | 21.53 | 23.00 | 23.81 | 24.51 | 24.28 | 24.70 |
| <i>230.dat</i> | 12.27 | 15.72 | 21.23 | 25.96 | 29.51 | 32.22 | 33.58 | 34.69 | 32.61 |
| <i>231.dat</i> | 11.98 | 16.53 | 20.87 | 25.44 | 29.10 | 32.05 | 32.95 | 32.30 | 32.37 |
| <i>232.dat</i> | 10.66 | 14.49 | 14.68 | 15.49 | 16.11 | 15.61 | 15.85 | 15.86 | 15.70 |
| <i>234.dat</i> | 12.34 | 17.93 | 22.13 | 25.73 | 29.14 | 31.25 | 31.01 | 32.47 | 31.91 |
| SNR de sortie Moyen | 12.30 | 16.70 | 20.85 | 24.39 | 27.01 | 28.42 | 29.09 | 29.12 | 27.98 |

Tableau 4.7: Résultats du débruitage de tout les signaux de tests en multi copies.

IV.6. Débruitage par filtre Médian

Le débruitage par filtre Médian a été appliqué aussi à quelques signaux ECG. Le tableau 4.8 résume les résultats obtenus pour la simulation du débruitage par filtre Médian du signal 100.dat. le SNR de sortie dépend du SNR d'entrée et de l'ordre du filtre Médian utilisé.

| <i>Ordre du filtre</i> | SNR d'entrée (dB) | | | | | | | | |
|----------------------------|--------------------------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | <i>0</i> | <i>5</i> | <i>10</i> | <i>15</i> | <i>20</i> | <i>25</i> | <i>30</i> | <i>35</i> | <i>40</i> |
| <i>03</i> | 3.38 | 8.40 | 13.16 | 18.42 | 21.97 | 25.35 | 27.75 | 29.21 | 29.56 |
| <i>05</i> | 5.10 | 9.74 | 14.40 | 18.50 | 21.54 | 23.73 | 24.69 | 25.03 | 25.16 |
| <i>07</i> | 6.52 | 11.35 | 16.73 | 15.91 | 17.44 | 17.32 | 18.05 | 18.03 | 17.93 |
| <i>09</i> | 6.34 | 9.65 | 11.84 | 14.21 | 13.93 | 14.04 | 14.12 | 14.18 | 14.17 |
| <i>11</i> | 5.21 | 8.90 | 10.14 | 10.32 | 10.68 | 10.72 | 10.52 | 10.62 | 10.59 |

Tableau 4.8 : Débruitage par filtre Médian

IV.7. Débruitage par filtre Savitzky-Golay

La méthode de lissage S-Golay utilisée suit les règles suivantes :

- ✓ La fenêtre doit être impaire.
- ✓ L'ordre polynomial doit être inférieur à la fenêtre.

Donc, deux paramètres sont utilisés pour simuler le débruitage par le filtre de S-Golay à savoir : la taille de la fenêtre et l'ordre du filtre. Le tableau 4.9 résume les résultats obtenus du signal 100.dat pour les fenêtres 17, 21 31 et 41. Les ordres utilisés sont 10, 11, 12 et 16.

| Fenêtre | Ordre | SNR d'entrée (dB) | | | | | | | | |
|---------|-------|-------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | | 0 | 5 | 10 | 15 | 20 | 25 | 30 | 35 | 40 |
| 41 | 10 | 6.68 | 11.06 | 13.88 | 15.03 | 15.69 | 15.85 | 15.91 | 15.91 | 15.94 |
| | 11 | 7.07 | 10.71 | 13.50 | 15.10 | 15.69 | 15.86 | 15.92 | 15.92 | 15.94 |
| | 12 | 6.70 | 10.49 | 14.72 | 17.08 | 18.26 | 18.83 | 19.01 | 18.99 | 19.03 |
| | 16 | 5.41 | 10.40 | 15.49 | 18.97 | 21.90 | 23.36 | 23.99 | 24.20 | 24.26 |
| 31 | 10 | 6.05 | 10.11 | 14.79 | 17.87 | 20.03 | 20.91 | 21.30 | 21.42 | 21.41 |
| | 11 | 6.76 | 11.89 | 14.84 | 18.03 | 18.84 | 20.91 | 21.27 | 21.37 | 21.40 |
| | 12 | 5.14 | 9.95 | 14.93 | 19.49 | 22.45 | 23.97 | 24.84 | 25.13 | 25.23 |
| | 16 | 4.39 | 9.11 | 13.59 | 18.89 | 23.38 | 26.67 | 28.56 | 29.49 | 29.85 |
| 21 | 10 | 4.55 | 9.47 | 13.94 | 18.57 | 23.44 | 26.48 | 28.50 | 29.42 | 29.72 |
| | 11 | 4.39 | 8.97 | 14.45 | 18.30 | 22.84 | 26.33 | 28.41 | 29.42 | 29.70 |
| | 12 | 3.34 | 8.58 | 13.58 | 18.40 | 22.76 | 27.32 | 30.05 | 31.10 | 31.72 |
| | 16 | 2.10 | 6.90 | 11.88 | 16.68 | 21.98 | 26.47 | 30.00 | 32.40 | 33.86 |
| 17 | 10 | 3.10 | 8.49 | 13.31 | 18.07 | 22.64 | 26.97 | 29.69 | 31.43 | 32.03 |
| | 11 | 3.74 | 8.26 | 13.08 | 18.34 | 22.93 | 27.00 | 29.88 | 31.27 | 31.98 |
| | 12 | 1.59 | 7.49 | 12.24 | 17.40 | 22.36 | 26.24 | 29.84 | 32.25 | 33.44 |
| | 16 | 0.11 | 5.13 | 9.93 | 14.48 | 19.99 | 24.76 | 30.04 | 34.95 | 40.15 |

Tableau 4.9: Débruitage par filtre Savitzky-Golay.

IV.8. Comparaison des résultats obtenus

Les résultats obtenus par notre technique ont été comparés avec les résultats obtenus par le filtre Médian et le filtre de S-Golay. Le tableau 4.10 montre l'efficacité de

notre approche pour les SNR d'entrée inférieurs à 25dB par rapport aux autres méthodes citées dans leurs cas les plus favorables.

| Méthode | SNR d'entrée (dB) | | | | | | | | |
|-----------------------------|-------------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| | 0 | 5 | 10 | 15 | 20 | 25 | 30 | 35 | 40 |
| DWT multi copies | 11.51 | 16.66 | 21.07 | 25.06 | 26.94 | 27.97 | 27.64 | 27.92 | 27.52 |
| DWT mono copie | 4.92 | 9.85 | 15.51 | 18.41 | 17.43 | 21.49 | 22.68 | 23.21 | 24.06 |
| Filtre Médian | 6.52 | 11.35 | 16.73 | 18.50 | 21.97 | 25.35 | 27.75 | 29.21 | 29.56 |
| Filtre S-Golay | 6.76 | 11.89 | 15.49 | 19.49 | 23.44 | 27.32 | 30.05 | 34.95 | 40.15 |

Tableau 4.10: Comparaison de notre approche avec le filtre Médian et S-Golay.

Aussi, nous avons comparé notre méthode avec l'approche développée par Jingyu Yan et al [36]. Le tableau 4.11 résume les résultats obtenus qui ont été calculés avec les mêmes conditions que Jingyu Yan et al. Les résultats montrent bien la supériorité de notre approche pour les SNR d'entrée 0 et 5dB.

| Signaux de tests | Jingyu Yan et al [36] | | Nos résultats | |
|------------------|-----------------------|------|---------------|--------------|
| | SNR d'entrée | | | |
| | 0dB | 5dB | 0dB | 5dB |
| 208 | 6.81 | 3.83 | 13.70 | 17.29 |
| 207 | 6.00 | 2.53 | 12.41 | 17.16 |
| 106 | 6.28 | 2.10 | 12.22 | 16.48 |

Tableau 4.11: Résultats de comparaison de nos résultats avec ceux de Jingyu Yan et al.

Conclusion

Dans ce dernier chapitre, nous avons donné des alternatives pour le débruitage des signaux ECG, à savoir la transformée en ondelette (DWT) avec ces deux variantes le débruitage mono et multi copies, le filtre Médian et le filtre S-Golay. Les comparaisons des résultats obtenus ont montré également la supériorité de la méthode de DWT multi copies par rapport aux autres approches. Les résultats s'améliorent avec la nombre de capteurs croissants. Vu la complexité du système par utilisation d'un nombre énorme de capteurs et vu le cas qui n'est pas pratique avec le patient, le nombre de capteurs a été choisi arbitrairement par 6, ce qui est très acceptable.

Conclusion générale

Conclusion générale

Le signal électrocardiogramme ECG est un examen très employé dans le domaine de la cardiologie. Ce signal représente l'activité électrique du cœur et possède une grande valeur clinique pour diagnostiquer un certain nombre d'arythmies cardiaques. Ces pathologies sont en général reflétées par des troubles de l'activité électrique du cœur.

Ce signal peut être décomposé à des ondes principales nommées : P, Q, R, S et T. Durant l'étape de l'enregistrement d'un signal ECG, il est contaminé par plusieurs types de bruits. Alors l'extraction des informations cardiologiques utiles à partir de ces mesures bruitées est l'un des axes les plus importants du traitement des signaux biomédicaux. Car le débruitage rentre généralement dans la phase de prétraitement de n'importe quelle chaîne d'acquisition ou transmission.

La problématique de ce mémoire exige la mise en œuvre du débruitage des signaux ECG en utilisant la DWT comme outil de base pour les cas mono et multi copies, c'est-à-dire multi capteurs. Des comparaisons ont été faites avec d'autres types de filtres très connus qui sont le filtre Médian et le filtre S-Golay. Aussi une autre comparaison a été réalisée avec un article qui a été publié dans la littérature.

On a commencé en premier lieu, par choisir les paramètres de seuillage à savoir le type d'ondelette mère, le nombre de niveaux de décompositions, seuillage dur ou doux, etc. Cette étape est très importante pour améliorer les résultats du débruitage des signaux ECG. Les tests effectués ont pour objectif de se rapprocher le plus possible des conditions réelles dont un tel traitement doit fonctionner. Dans ce contexte, on a étudié l'influence du débruitage pour les signaux peu bruités pour lesquels on a ajouté du bruit généré artificiellement. Le type de bruit ajouté est de type blanc gaussien qui représente une réalisation d'un processus aléatoire dans laquelle la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences de la bande passante. Le bruit blanc gaussien est un bruit blanc qui suit une loi normale de moyenne et variance données. En Electrocardiographie, certains types de bruits sont bien identifiés mais certains d'entre eux ont la particularité de se chevaucher avec la bande spectrale de l'ECG.

Les résultats de simulations obtenus étaient très intéressants et ont montré l'efficacité de notre technique en utilisant plusieurs copies au lieu d'une seule. A chaque ajout d'un capteur on peut augmenter l'efficacité de la stratégie. Mais, vu qu'on ne peut pas placer un nombre énorme de capteurs sur le patient, on a fixé le nombre de ces derniers par six.

Les comparaisons ont montré également la supériorité de la DWT avec ces deux variantes mono et multi copies par rapport aux filtre Médian et le filtre S-Golay. Les comparaisons ont montré l'efficacité de notre approche pour les SNR d'entrée inférieurs à 25dB (les cas les plus défavorables). Nos résultats ont dépassé largement les résultats obtenus par Jingyu Yan et al.

Comme perspectives, on suggère ce qui suit :

- ✓ Utiliser des signaux réels contaminés par des bruits réels,
- ✓ Application des multi copies pour d'autres types de filtres,
- ✓ Exploiter d'autres méthodes plus performantes et qui fonctionnent au-delà de 25dB pour avoir un bon diagnostic des signaux ECG,

Bibliographie

Bibliographie

- [1] E. Castillo, D. P. Morales, A. García, F. Martínez-Martí, L. Parrilla, and A. J. Palma, "Noise Suppression in ECG Signals through Efficient One-Step Wavelet Processing Techniques," Research Article, University of Granada, C/ Daniel Saucedo Aranda, 18071 Granada, Spain.
- [2] CHIKH Mohamed Amine, Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes et vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques, thèse doctorat, Université de TLEMCEM, Avril 2013.
- [3] LAID Zakaria et DARAOUI Ayyoub , " mémoire de master , Filtrage adaptatif du électrocardiogramme ECG", mémoire master ,le 02 octobre 2014.
- [4] S.A.Jones, "ECG Success, Exercises in ECG Interpretation", A. A Davis 2008.
- [5] I.M.Alfredo, "Segmentation de l'Electrocardiogramme pour la Modélisation de la Dynamique du QT lors de l'exercice du handgrip," Thèse de doctorat électronique, Université de Rennes, 2008.
- [6] P. François, " Pilotage d'Algorithmes pour la Reconnaissance en ligne d'arythmies Cardiaque," Thèse de doctorat informatique, Université de Rennes 1, 2005.
- [7] Ershler I. Willem Einthoven : The man. The string galvanometer electrocardiograph, in : Arch. Intern. Med., 148, 453-455, 1988.
- [8] Acierno L.J. The history of Cardiology, ed. Roche, the Parthenon Publishing Group Ltd Carnforth Lancs, LAGZLA, 1994.
- [9] Einthoven W. Un nouveau galvanomètre, in : Arch. Néerland. Sci exactes naturelles, Série 2, 6, 625-633, 1901.
- [10] ABID Tarek, "Analyse du signal ECG par les ondelettes, "mémoire de magister, université Badji Mokhtar Annaba ,année 2008.
- [11] BOUKHOBZA Sanaa, débruitage du signal électrocardiogramme (ECG) par les

- opérateurs morphologies, université Abou bekr belkaid-tlemcen ,02 juillet 2012.
- [12] Holter N J New method for heart studies: Continuous electrocardiography of active subjects Science, over long periods is now practical. Vol. 134, p.1214-20.1961.
- [13] AMARA Houria, HAMZAOUI Nour El imen, "débruitage de signal électrocardiogramme (ECG) par la transformée de walsh-Hadamrad et la transformée des ondelettes :Applications dans le domaine de la diagnostic des maladies cardiaques , "mémoire de Master ,université Tahar Moulay ,saida ,année 2015/2016 .
- [14] BOURZG Assia, GHADBANE Fatima Zahra, "débruitage des signaux ECG, mémoire de master "université de m'sila, année 2016/2017.
- [15] https://fr.wikipedia.org/wiki/Rapport_signal_sur_bruit.
- [16] R. Le Page, Détection et analyse de l'onde P d'un électrocardiogramme: application au dépistage de la fibrillation auriculaire, thèse de doctorat, L'Université de Bretagne Occidentale, février 2003.
- [17] D. Donoho, De-noising by soft-thresholding IEEE Transactions on Information Theory, pp. 613 – 627, 41, 1995.
- [18] D. Donoho, <<De-noising by soft-thresholding >>IEEE Transactions on Information Theory, pp. 613 – 627, 41, 1995.
- [19] physioNet, <http://www.physionet.org/physiobank/database/nsrdb> .
- [20] David Skillicorn, „“Understanding Complex datasets””, Taylor and Francis Group, 2007.
- [21] Hassanpour, H. Parsaei, A. «Fetal ECG Extraction Using Wavelet Transform », IEEE Trans., 2006, p. 179-179.
- [22] MARTIN J.N. Signaux et système, débuter en traitement numérique du signal. Application au filtrage et au traitement des sons cours et exercices résolus, éd, Elipses Marketing, Paris, 2005.

- [23] RIOUL, O., VETTERLI, M. 1991. « Wavelets and Signal Processing », IEEE Signal Processing Magazine, vol. 8, Issue 4. pp. 14-38.
- [24] Mallat ,S.A wavlet tour of signal processing Academic Press, second eddtion ,1998.
- [25] Strang ,G.et T.Ngguyen Wavlets and Filter Banks,Wellesley-Cambridge press,1996.
- [26] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim, and J.M. Poggi. Les ondelettes et leurs applications. Edition Hermès Science, Paris, 2003.
- [27] Meyer ,Y.les ondelettes ,algorithmeset applications, Armand Collin Paris 1992
- [28] Misiti, M., Y. Misiti et al. Wavelet toolbox user's guide, Mathworks, 1996.
- [29] Mallat, S.A wavelet tour of signal processing, Academic Press, second edition, 1998.
- [30] Y. Meyer. Ondelettes et opérateurs I - Ondelettes. Hermann, Paris, 1990.
- [31] Strang ,G.et T.Ngguyen Wavlets and Filter Banks,Wellesley-Cambridge press,1996.
- [32] DAUBECHIES, I. « The wavelet transforms time-frequency localization and signal Analysais ». IEEE Trans. On information theory, Vol. 36, N° 5, pp. 961-1005, September 1990.
- [33] DJAHNIT okba,"débruitage des signaux ECG, "mémoire de licence ,université 20 aout 1955,skikda.
- [34] <https://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>.
- [35] Mr.Amar Hodni,"Analyse du signal ECG par réseaux de neurones récurrents, "Mémoire de Magister, université mentouri, Constantine, année 2009.
- [36] Jingyu Yan, Yan Lu, Jia Liu, Xinyu Wu and Yangsheng Xu, "Self-adaptive model-based ECG denoising using features extracted by mean shift algorithm," *Biomedical Signal Processing and Control*, pp. 103–113, 2010.

Débruitage des signaux ECG à multi copies

ملخص

يعد تخطيط القلب الكهربائي تقنية واسعة الاستخدام للتشخيص الصحيح لعدد من الأمراض القلبية الوعائية ، حيث يؤدي وظيفته بشكل جيد ويوفر موثوقاً إشارة يمكننا من خلالها تطبيق الطرق المناسبة لمعالجة الإشارات .

عموما تلوث إشارات ECG رسم القلب عن طريق الضوضاء. يمكن أن تكون هذه الضوضاء من الطبيعة الداخلية أو الخارجية ويتم إنشاؤها خلال مرحلة التسجيل. الهدف من هذا المشروع هو تقليل الضوضاء من إشارة ECG. لهذا ، وللتقليل من الضوضاء التي تلوث إشارة تخطيط القلب ، استخدمنا بعض الطرق لتنقية إشارة تخطيط القلب واستخلاص الطريقة الأكثر ملائمة. تهدف هذه الدراسة إلى استخدام جهاز استشعار واحد والعديد من أجهزة الاستشعار لاقتناء الإشارة لزيادة أداء المرشح المستخدم.

Résumé

L'électrocardiographie est une technique largement utilisée pour le diagnostic correct d'un certain nombre de maladies cardio-vasculaires, elle remplit bien sa fonction et fourni de façon fiable un signal auquel nous pouvons appliquer des méthodes appropriées du traitement de signal.

Généralement les signaux électrocardiogrammes ECG sont contaminés par des bruits. Ces bruits peuvent être de natures internes ou externes et sont créés durant la phase d'enregistrement.

L'objectif visé dans ce projet est le débruitage du signal ECG. Pour, cela et afin de minimiser le bruit qui contamine le signal ECG, nous avons utilisé quelques méthodes pour filtrer le signal ECG et tirer la méthode la plus adéquate. Cette étude vise à utiliser un seul capteur et plusieurs capteurs pour l'acquisition du signal afin d'augmenter les performances du filtre utilisé.

Abstract

Electrocardiography is a widely used technique for the correct diagnosis of a number of cardiovascular diseases, it performs its function well and reliably provides a signal to which we can apply appropriate methods of signal processing.

Generally ECG electrocardiogram signals are contaminated by noises. These noises can be of internal or external nature and are created during the recording phase.

The goal of this project is the denoising of the ECG signal. For this, and in order to minimize the noise that contaminates the ECG signal, we have used many methods to filter the ECG signal and draw the most appropriate method. This study aims to use a single sensor and several sensors for the acquisition of the signal to increase the performance of the used filter.