

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE
N° : 2017/ CI05 / 97/ 482



DOMAINE : SCIENCES ET TECHNOLOGIE
FILIERE : GENIE ELECTRIQUE
OPTION : CONTROLE INDUSTRIEL

**Mémoire présenté pour l'obtention
Du diplôme de Master Académique**

Par : BOUREZG Assia

GHADBANE Fatima Zahra

Intitulé

DEBRUITAGE DES SIGNAUX ECG

Soutenu devant le jury composé de:

LALAOUI Lahouaoui

Université de M'sila

Président

BOUKHENNOUFA Nabil

Université de M'sila

Rapporteur

ZERDOUMI Zahra

Université de M'sila

Examineur

Année universitaire : 2016 / 2017



REMERCIEMENTS

*Avant tout, On remercie **ALLAH** le tout puissant pour nous avoir donné le courage, la santé et la patience pour réaliser ce travail.*

*On tient à remercier tout particulièrement notre Encadreur de mémoire, **Dr Nabil BOUKHENNOUFA** pour son encadrement, sa disponibilité et ses bons conseils tout le long de se travail. On lui exprime également notre profonde reconnaissance pour son dévouement et d'avoir bien voulu de nous faire profiter pleinement de ses compétences scientifiques et de ses idées pour l'accomplissement de ce travail.*

On remercie les membres du jury d'examen pour l'honneur qu'ils me font en participant au jugement de ce travail.

On remercie aussi tous les enseignants du département d'Electronique qui ont contribué à notre formation.

Enfin, nous voudrions exprimer nos remerciements à toute personne qui a contribuer de près ou de loin pour la finalisation de ce travail.

DEDICACE

Je dédie ce travail de master :

- ❖ *Aux deux personnes, les plus chers pour moi dans ce monde, qui m'ont soutenu jusqu'au bout : ma mère qui ma transmis toute sa volonté, sa persévérance et sa grande patience. Pour la cause de ma vie mon père bien-aimé vous avez tous transfiguration et le respect. Qui dieu les préserve et les bénisse.*
- ❖ *A tous mes frères et sœurs.*
- ❖ *A tous les jeunes à ma famille: **NOURHAN, ARIJ, MARJEM et MOHAMMED.***
- ❖ *A toute ma famille : **BOUREZG et MAHDI.***
- ❖ *A toutes mes amis surtout : **WARDA, FATIMA, LEMYA, AHLAM, SAID et MAHDI.***

BOUREZG Assia

DEDICACE

Je dédie ce travail de master :

- ❖ *Cher à ma mère qui n'a ménagé aucun effort dans mon éducation et de l'orientation c'est le plus ancien travail.*
- ❖ *Pour la cause de ma vie mon père bien-aimé vous avez tous transfiguration et le respect.*
- ❖ *à mon mari : **GADRI SALEH.***
- ❖ *à ma petite fille : **BOUCHRA.***
- ❖ *à Toutes mes frères et sœurs : **MOHAMMED, MONSSIF, YAHYA, ANAS, HALIMA et AYA.***
- ❖ *à Tous ma famille : **GHADBANE et GHADRI.***
- ❖ *à toutes mes amis surtout: **ASSIA, WARDA, LAMYA et AHLEM.***

GHADBANE Fatima Zahra

Liste des abréviations	
ECG	Electrocardiogramme.
EMG	Electromyogramme.
EEG	Electroencéphalographie.
IIR	Réponse impulsionnel infinie.
RIF	Réponse Impulsionnel Finie.
MSE	Mean Square Error (erreur quadratique moyenne).
SNR	Rapport signal sur bruit.
OD	L'oreillette Droite.
VCS	Veine Cave Supérieure.
VSI	Veine Caves Inférieure.
OG	L'oreillette Gauche.
VPG	Veines Pulmonaires Gauche.
VG	Ventricule Gauche.
Ao	L'aorte.
VD	Ventricule Droite.
AP	L'artère Pulmonaire.
VM	Valve Mitral.
VT	Valve Tricuspide.
VSP	Valvules Sigmoides Pulmonaires.
VSAo	Valvules Sigmoides Aortiques.
TNS	Traitement Numérique Du Signal.
TF	Transformée De Fourier.
TFCT	Transformée De Fourier A Court Terme.
TOD	Transformée En Ondelette Discrète.
TOC	Transformée En Ondelette Continue.

Liste des tableaux

<i>Tableaux</i>	<i>Titre</i>	<i>Page</i>
	<u>Chapitre I</u>	
Tableau 1.1	Polarité des complexes QRS.....	15
	<u>Chapitre III</u>	
Tableau 3.1	Familles d'ondelettes.....	47
Tableau 3.2	Principales propriétés des familles d'ondelettes.....	47
	<u>Chapitre IV</u>	
Tableau 4.1	Influence du type d'ondelette sur le SNR de sortie.....	57
Tableau 4.2	Efficacité du niveau de décomposition sur le SNR de sortie.....	59
Tableau 4.3	Résultats de SNR de sortie en fonction des paramètres Scal.....	59
Tableau 4.4	Résultats obtenus par les seuillage Soft et Hard.....	59
Tableau 4.5	Résultats de SNR de sortie pour les quatre possibilités de Tptr.....	60
Tableau 4.6	Résultats de débruitage par DWT.....	60
Tableau 4.7	Valeurs des SNR de sortie du débruitage des quelques signaux par DWT.....	60
Tableau 4.8	Débruitage par filtre Médian.....	61
Tableau 4.9	Débruitage des quelques signaux par filtre Médian.....	62
Tableau 4.10	Résultats de SNR de sortie mesurer par filtre Savitzky-Golay.....	63
Tableau 4.11	Débruitage des quelques signaux ECG par filtre S-Golay.....	65

Liste des figures

<i>Tableaux</i>	<i>Titre</i>	<i>Page</i>
	<u><i>Chapitre I</i></u>	
Figure 1.1	Emplacement de cœur.....	4
Figure 1.2	Structure interne du cœur.....	5
Figure 1.3	Schéma du circuit sanguin.....	6
Figure 1.4	Cycle cardiaque du cœur.....	6
Figure 1.5	processus de dépolarisation.....	8
Figure 1.6	Les cinq phases du potentiel d'action et les transferts ioniques au niveau cellulaire.....	9
Figure 1.7	Circuit nodal.....	10
Figure 1.8	Formes de potentiels d'action dans les différentes parties du cœur, et séquence temporelle de la propagation de l'activité électrique du cœur analogie avec les ondes de l'ECG.....	10
Figure 1.9	Signale ECG avec ses ondes et ses intervalles principaux.....	11
Figure 1.10	Montage d'einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres.....	13
Figure 1.11	Montage de Goldberger pour l'enregistrement dérivations Unipolaires membres augmentés.....	13
Figure 1.12	Positions des électrodes recommandées pour l'enregistrement du système de dérivations unipolaires précordiales.....	14
Figure 1.13	Axe électrique et dérivation frontale.....	15
Figure 1.14	Boucle P, QRS et T d'un vectocardiogramme.....	16
Figure 1.15	VCG spatial et ses projections sur les Plans frontal (F), horizontal (H) et sagittal (S).....	16
Figure 1.16	Les douze dérivations standard dans chaque plan du corps.....	16

<u>Chapitre II</u>		
Figure 2.1	Numérisation d'un signal.....	18
Figure 2.2	Structure de réalisation transversale.....	21
Figure 2.3	Structure de réalisation récursive.....	22
Figure 2.4	(a) Signal ECG 215.dat original, (b) Signal ECG bruité.....	22
Figure 2.5	Caractéristique du bruit blanc.....	24
Figure 2.6	Principe de montage permettant de réaliser l'identification d'un système linéaire à partir d'un bruit blanc.....	24
Figure 2.7	Phase de débruitage dans la segmentation du signal ECG.....	25
Figure 2.8	Bruit dû au mauvais contact électrode-peau.....	26
Figure 2.9	Bruits présent 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.....	28
Figure 2.10	Principe du débruitage par ondelette.....	31
<u>Chapitre III</u>		
Figure 3.1	Le signal $s(t)$ dans le domaine temporel.....	36
Figure 3.2	Le signal $s(t)$ dans le domaine fréquentiel.....	36
Figure 3.3	Ondelette avec différents facteurs d'échelles.....	39
Figure 3.4	Ondelette avec différents facteurs de position b	39
Figure 3.5	Pavage temps fréquence pour la transformée en ondelettes pour deux facteurs d'échelle a_1 et a_2	40
Figure 3.6	Principe de l'algorithme de Mallat.....	45
Figure 3.7	Décomposition par ondelettes.....	46
Figure 3.8	La fonction d'échelle et la fonction d'ondelette de Haar.....	48
Figure 3.9	Les ondelettes de Daubechies.....	49
Figure 3.10	Ondelettes de Daubechies ($db4$).....	49

Figure 3.11	Ondelettes de Daubechies (<i>db8</i>).....	50
Figure 3.12	Les ondelettes de Symlets.....	50
Figure 3.13	Ondelettes de Symlets (<i>sym4</i>).....	51
Figure 3.14	Boucle Ondelettes de Symlets (<i>sym8</i>).....	51
Figure 3.15	Les ondelettes de Coiflets.....	52
Figure 3.16	Ondelettes de Coiflets (<i>coif3</i>).....	52
Figure 3.17	Ondelettes de Coiflets (<i>coif5</i>).....	52
<u>Chapitre IV</u>		
Figure 4.1	Schéma bloc de bruitage et de débruitage.....	54
Figure 4.2	courbe du seuillage dur.....	56
Figure 4.3	courbe du seuillage doux.....	57
Figure 4.4	Résultats de débruitage d'un signal ECG 107.dat par l'ondelette "db9".....	58
Figure 4.5	Résultats de débruitage par filtre Médian pour les ordres 3 et 11.....	61
Figure 4.6	Résultats de débruitage d'un signal ECG par filtre Médian (ordre 11).....	62
Figure 4.7	Résultats de débruitage d'un signal ECG 107.dat par filtre S-Golay..	64
Figure 4.8	Comparaisons entre les trois filtres proposées.....	65

Table des matieres

Introduction générale.....	1
----------------------------	---

Chapitre I. Signaux ECG

I.1. Introduction.....	4
I.2. Concepts de base.....	4
I.2.1. Cœur humain.....	4
I.2.2. Réseau vasculaire et circulation du sang.....	5
I.2.3. Physiologie mécanique.....	6
I.2.4. Cellules musculaires cardiaques.....	7
I.2.5. Fonctionnement électrique.....	7
I.2.6. Potentiel d'action.....	8
I.2.7. Propagation de l'influx électrique a l'intérieur du cœur.....	9
I.3. Electrocardiographie.....	10
I.3.1. Définition.....	10
I.3.2. Onde et Intervalles de L'ECG.....	10
I.3.3. Dérivations cardiaques.....	12
I.3.3.1. Dérivations sur le plan frontal.....	12
I.3.3.1.1. Dérivations bipolaires des membres.....	12
I.3.3.1.2. Dérivation unipolaires des membres.....	13
I.3.3.2. Dérivations sur le plan horizontal (précordiales).....	14
I.3.4. Axe électrique du cœur.....	14
I.3.5. Vectocardiogramme.....	15
I.4. Conclusion.....	17

Chapitre II. Débruitage des signaux ECG

II.1. Introduction.....	18
II.2. Numérisation des signaux.....	18
II.3. Différents types de filtre numérique.....	19
II.3.1. Filtres à réponse impulsionnelle finie (ou filtre RIF).....	19
II.3.1.1. Caractéristiques des filtres RIF.....	19
II.3.2. Filtres à réponse impulsionnelle infinie (ou filtre RII).....	19
II.3.2.1. Caractéristique des filtres RII.....	20
II.4. Structures des filtres numériques.....	20
II.4.1. Structure transversale (ou non récursive).....	20

II.4.2. Structure récursive.....	21
II.5. Bruit.....	22
II.5.1. Définition.....	22
II.5.2. Classification des bruits	22
II.5.3. Modèles de bruit.....	23
II.5.4. Rapport signal sur bruit	23
II.6. Cas particulier de signaux aléatoires.....	23
II.6.1. Signal gaussien.....	23
II.6.2. Identification d'un système linéaire à l'aide d'un bruit blanc.....	23
II.7. Prétraitement du signal ECG.....	25
II.7.1. Types de bruits présents dans le signal ECG.....	25
II.7.2. Bruits d'origine technique.....	26
II.7.2.1. Bruit du réseau 50Hz.....	26
II.7.2.2. Bruits dus au mauvais contact électrode-peau.....	26
II.7.2.3. Autres bruits.....	27
II.7.3. Bruits physiques.....	27
II.7.3.1. Fluctuations de la ligne de base.....	27
II.7.3.2. Bruits dus au signal électromyogramme EMG.....	28
II.7.3.3. Autres artefacts d'origine physique.....	28
II.8. Débruitage du signal ECG.....	29
II.9. Techniques de débruitage existantes.....	30
II.9.1. Transformée (DWT).....	30
II.9.1.1. Définition.....	30
II.9.1.2. Principe du débruitage par les ondelettes.....	30
II.9.2. Filtre de kalman.....	31
II.9.2.1. Définition.....	31
II.9.2.2. Principe du débruitage par Filtre de kalman.....	31
II.9.3. Décomposition de la valeur singulière.....	32
II.9.3.1. Définition.....	32
II.9.3.2. Principe du débruitage par SVD.....	32
II.9.4. Filtre Médian.....	33
II.9.4.1. Définition.....	33
II.9.4.2. Suppression du bruit par filtre Médian.....	33
II.9.5. Filtre Savitzky-Golay.....	33
II.9.5.1. Définition.....	33

II.9.5.2. Principe du débruitage par filtre Savitzky-Golay.....	34
II.10. Conclusion.....	34

Chapitre III. Transformée en ondelettes

III.1. Introduction.....	35
III.2. Transformée de Fourier.....	35
III.3. Ondelettes.....	37
III.3.1. Définitions.....	37
III.3.2. Propriétés des ondelettes.....	40
III.3.2.1. Sélectivité en fréquence.....	40
III.3.2.2. Similarité.....	40
III.3.2.3. Symétrie.....	40
III.3.2.4. Orthogonalité.....	41
III.3.2.5. Régularité.....	41
III.3.2.6. Nombre de moments nuls.....	41
III.3.2.7. Facteur d'échelle minimal.....	41
III.3.2.8. Relation entre fréquence et échelle.....	41
III.3.3. Transformée en ondelettes.....	41
III.3.3.1. Transformée en ondelette continue.....	42
III.3.3.1.1. Définition.....	42
III.3.3.1.2. Reconstruction.....	43
III.3.3.2. La transformée en ondelette discrète.....	43
III.3.3.2.1. Définition.....	44
III.3.3.2.2. Analyse multi-résolution.....	45
III.3.4. Familles d'ondelette.....	46
III.3.4.1. Ondelette de Daubechies.....	48
III.3.4.2. Ondelettes de Symlets.....	50
III.3.4.3. Ondelettes de Coiflets.....	51
III.4. Conclusion.....	53

Chapitre IV. Simulations et résultats

IV.1. Introduction.....	54
IV.2. Simulation et résultats.....	54
IV.2.1. Principe de la simulation.....	54
IV.2.2. Signaux de tests réels.....	54
IV.2.3. Critères de qualité.....	55

IV.2.3.1. Rapport signal sur bruit.....	55
IV.2.3.2. Erreur quadratique moyenne.....	55
IV.2.4. Débruitage par ondelette.....	56
IV.2.4.1. Choix du type d'ondelette mère.....	57
IV.2.4.2. Choix du niveau de décomposition.....	59
IV.2.5. Débruitage par filtre Médian.....	61
IV.2.6. Débruitage par filtre Savitzky-Golay.....	63
IV.2.7. Comparaison des résultats.....	65
IV.3. Conclusion.....	66
Conclusion générale.....	67
Références bibliographie.....	69

Introduction

Générale

Introduction générale

Le cœur est l'organe central du système cardiovasculaire, il peut être affecté par de nombreuses pathologies qui peuvent soit être bénignes, comme certaines tachycardies par exemple, soit s'avérer très sérieuses, comme l'infarctus du myocarde. Avec l'évolution des techniques, les médecins disposent aujourd'hui d'outils performants pour observer le fonctionnement du muscle cardiaque et dresser ainsi leur diagnostic. Parmi les examens cardiologiques possibles, l'électrocardiogramme (ECG) est l'examen le plus couramment effectué.

L'ECG est l'abréviation d'Electrocardiogramme, il représente l'activité électrique du cœur.

L'analyse de ce signal électrique a été et continue d'être une voie obligée pour la compréhension de l'électrophysiologie cardiaque ainsi que l'aide au diagnostic. C'est un complément nécessaire à l'imagerie médicale qui permet une bonne résolution spatiale mais souvent à un prix plus cher.

Au contraire, l'enregistrement de l'activité électrique donne accès à une haute résolution temporelle (couramment en ms). Cet enregistrement peut se faire soit par voie externe, à l'aide d'électrodes posées à la surface du corps, soit par voie interne en introduisant une sonde en docavitaire, soit encore en enregistrant l'activité électrique à la surface du cœur.

L'une des étapes principales de l'opération d'acquisition de données est le filtrage. Ce dernier est une opération relative, c'est-à-dire pour l'appliquer nous devons déterminer ce qu'on veut filtrer (Déterminer les signaux utiles et les signaux parasites ou perturbateurs). Par exemple, si notre système est un radar poursuivant un avion, le signal utile sera la position de cet avion, et tout autre signal sera considéré comme perturbation ; Dans notre cas, le signal utile est le signal électrocardiogramme, et les signaux parasites seront tous les autres signaux circulant dans le corps humain (EMG, EEG, et autres...). Donc, nous pouvons dire que la fonction principale d'un filtre est de minimiser l'effet des perturbations et de délivrer un signal utile plus lisse.

Le filtrage des signaux ECG est une étape très importante dans le processus de diagnostic des maladies. L'opération de diagnostic est la dernière étape de toute une chaîne d'acquisition qui commence par les capteurs, amplification, conversion analogique numérique, filtrage et enfin diagnostic par un système expert contenant une base de données.

Si le débruitage peut être considéré comme une étape essentielle de pré- traitement pour l'interprétation haut-niveau des signaux naturels, il est aussi possible de concevoir des techniques de haut-niveau robustes et directement adaptées aux données bruitées. Par exemple, le modèle de segmentation de Mumford et Shah (1989) considère que le processus d'acquisition d'un signal

conduit toujours à une approximation corrompue et bruitée du vrai signal. Il est parfois plus simple de prendre en compte les données bruitées qu'une version débruitée puisque les statistiques des données bruitées sont souvent bien connues tandis que les statistiques des données traitées sont généralement très complexes quand des traitements non-linéaires sont impliqués. Si de tels modèles prennent le bruit en compte, il n'est plus nécessaire de débruiter le signal dans une étape de pré-traitement. La chaîne de traitement est alors simple avec moins de paramètres et, avec un meilleur contrôle sur la production des résultats aux. Il n'est cependant pas toujours aisé de prendre en compte le bruit dans les techniques de haut-niveau. Par exemple, nous ne connaissons pas d'extension performante du célèbre descripteur SIFT de Lowe (2004) pour faire face à différentes statistiques de bruit. Le débruitage n'est pas limité à un pré-traitement destiné à améliorer la robustesse des traitements suivants. Il peut servir à enrichir méthodologiquement d'autres tâches. Ainsi, l'élaboration d'algorithmes de débruitage peut être un moyen pour l'enrichissement de modèles utilisés pour d'autres tâches.

Dans ce contexte nous allons à travers ce travail appliquer la transformée en ondelettes et d'autres filtres classiques pour débruiter (filtrer le bruit) les signaux ECG. Sachant que les ondelettes ont vu le jour lorsque certains sujets d'étude ont nécessité une analyse en fréquence et en temps. Au XIXe siècle, l'analyse de Fourier était la seule technique permettant la décomposition d'un signal et sa reconstruction sans perte d'information; malheureusement elle fournit une analyse en fréquence mais ne permet pas la localisation temporelle de changements abrupts, comme l'apparition d'une deuxième note de musique après qu'une première note a été jouée. En 1909, Alfréd Haar définit une fonction composée d'une courte impulsion négative suivie d'une courte impulsion positive, connue pour être la première ondelette (Ondelette de Haar). En 1946, Dennis Gabor, mathématicien hongrois, inventa une transformation [1] de fonction analogue à celle de Joseph Fourier, appliquée sur une fenêtre temporelle exprimée par une fonction gaussienne. Finalement, le terme d'ondelette fut introduit dans le langage mathématique par Jean Morlet et Alex Grossmann en 1984. Terme initialement français, il fut traduit en anglais par Wavelet, à partir des termes wave (onde) et le diminutif let (petite). Yves Meyer, reconnu comme un des fondateurs de la théorie des ondelettes, rassembla en 1986 toutes les découvertes précédentes (il en dénombra 16) puis définit les ondelettes orthogonales. La même année, Stéphane Mallat fit le lien entre les ondelettes et l'analyse multi résolution. Enfin, Ingrid Daubechies mit au point en 1987 des ondelettes orthogonales appelées ondelettes de Daubechies, faciles à mettre en œuvre, et utilisées dans le standard JPEG 2000.

Pour compléter plus notre travail, et pour le voir sous un autre angle, nous avons aussi proposé de réaliser ce filtrage par une autre méthode basée sur filtre Médianet filtre S-Golay

dans le but de faire une comparaison avec les résultats déjà obtenus avec la transformée en ondelettes.

Pour satisfaire les besoins de ce mémoire, notre travail s'articule principalement autour de quatre chapitres :

- Le premier chapitre va présenter sommairement le fonctionnement du système cardiovasculaire, et notamment du cœur. Il permet en particulier de comprendre l'origine, des signaux électriques enregistrés par l'électrocardiogramme.
- Le deuxième expose des notions générales sur le débruitage des signaux ECG.
- Le chapitre trois traite principalement les transformées en ondelettes.
- Dans le quatrième et dernier chapitre, nous allons présenter les résultats obtenus après le débruitage des signaux électrocardiogrammes en utilisant les trois types de filtres déjà cités. Une éventuelle comparaison entre eux est également effectuée.

Enfin, ce mémoire est achevé par une conclusion qui résume tous les résultats obtenus dans notre étude.

Chapitre I

Signaux ECG

I.1. Introduction

Le travail proposé dans ce mémoire a pour objectif de filtrer les signaux biomédicaux, en particulier les signaux d'Electrocardiogramme (ECG), enregistré en interne et à la surface du cœur. Nous exposons dans ce chapitre l'anatomie du cœur à fin de comprendre la genèse de ces signaux. En outre, le métabolisme et la commande nerveuse avec les caractéristiques du potentiel et de l'activation électrique y sont décrits.

I.2. Concepts de base

I.2.1. Cœur humain

Le cœur est un muscle creux (poids 270g chez l'adulte), à contraction rythmique dont la fonction est d'assurer la progression du sang à l'intérieur des vaisseaux. Le cœur est situé dans le thorax entre les deux poumons (figure 1.1), il repose sur le diaphragme dans le médiastin antérieur, derrière le sternum et en avant de la colonne vertébrale. Le cœur est de forme pyramidale triangulaire [2].

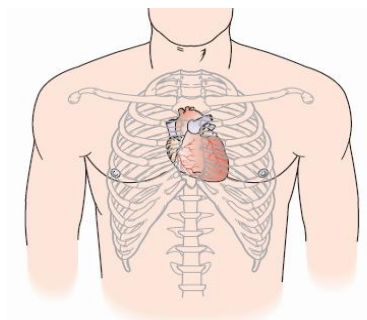


Figure 1.1 : Emplacement de cœur.

Le cœur se compose de deux ventricules et de deux oreillettes (figure 1.2). Chaque oreillette droite et gauche communique avec le ventricule correspondant. Dans l'oreillette droite (OD) arrivent les deux veines caves, la veine cave supérieure (VCS) et les veine caves inférieure (VSI) et dans l'oreillette gauche (OG), les quatre veines pulmonaires gauche (VPG) et les veines pulmonaires droite (VPD) qui amènent le sang au cœur, le sang est expulsé du ventricule gauche (VG) par l'aorte (Ao), et du ventricule droite (VD) par l'artère pulmonaire (AP). Les artères les veines et les capillaires forment les tubes conducteurs ou vaisseaux [3, 4] ; chaque oreillette droite et gauche communique avec le ventricule correspondant par des orifices auriculo ventriculaires munis d'un système valvulaire. Celui-ci est composé de deux valves, à gauche la valve mitral (VM) et à droite la valve tricuspide (VT) ; l'artère pulmonaire est pourvue d'un système anti-reflux : les trois valvules sigmoïdes pulmonaires (VSP). L'artère est, elle aussi,

pourvue d'un système valvulaire sigmoïde : les valvules sigmoïdes aortiques (VSAo). Ces appareils valvulaires n'autorisent le passage de sang que des oreillettes aux ventricules.

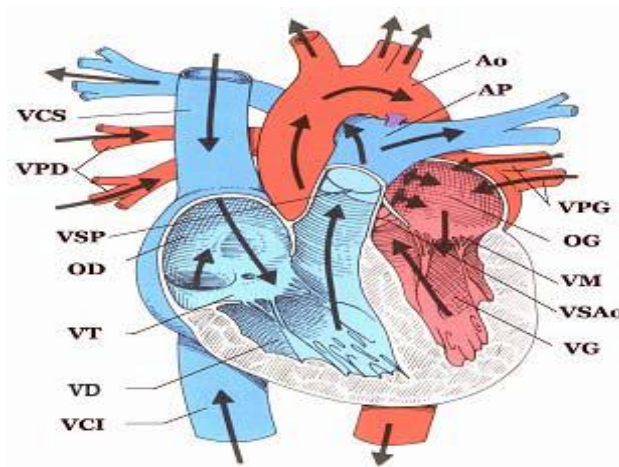


Figure 1.2 : Structure interne du cœur.

I.2.2. Réseau vasculaire et circulation du sang

Le circuit sanguin est décrit sur la figure 1.3. Les veines acheminent le sang au cœur et les artères le conduisent hors du cœur [5]. Le cœur propulse le sang grâce aux contractions de son tissu musculaire appelé myocarde. A chaque battement, le myocarde suit la même séquence de mouvement [6], l'oreillette droite reçoit le sang périphérique par les deux veines caves, l'oreillette gauche celui des poumons par les quatre veines pulmonaires. Le ventricule gauche propulse le sang riche O₂ (hémosé) dans l'aorte. Le ventricule droit propulse le sang veineux (riche en CO₂) dans l'artère pulmonaire. Les valvules interdisent le retour du sang dans les oreillettes. On peut diviser la circulation sanguine en deux parties :

- **Grande circulation** : (ou circulation systémique) permet depuis le ventricule gauche, la circulation du sang hémosé par l'aorte et ses multiples arborisations jusqu'au tissu. Le circuit se poursuit par les capillaires. Le réseau veineux ramène ensuite le sang appauvri en O₂ au niveau des veines caves qui débouchent dans l'oreillette droite.
- **Petite circulation** : (ou circulation pulmonaire) au départ du ventricule droit, l'artère pulmonaire et ses branches se divisent en capillaires pulmonaires (ramification) par lesquels arrive le sang veineux au niveau des alvéoles. Le sang se débarrasse alors du CO₂, le sang revient ensuite au cœur dans l'oreillette gauche par les quatre veines pulmonaires et est chassé dans l'aorte.

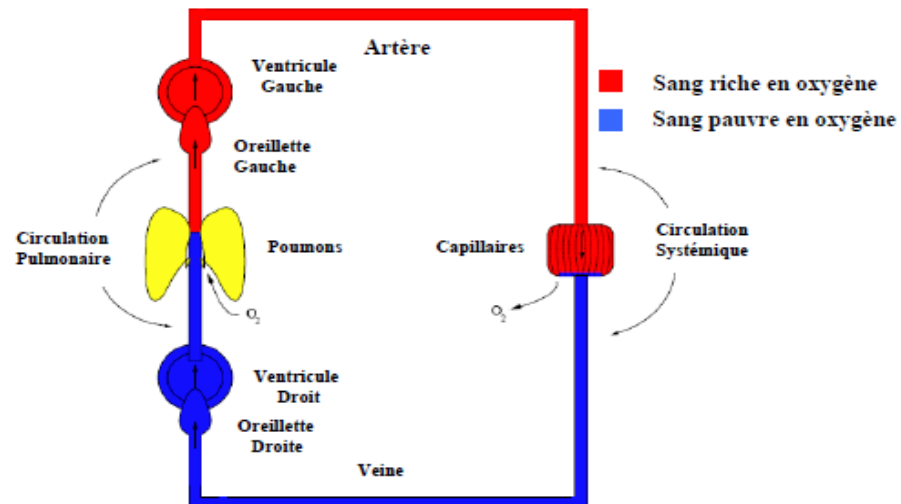


Figure 1.3 : Schéma du circuit sanguin [5].

I.2.3. Physiologie mécanique

Le cycle complet du pompage mécanique du sang bien que le cœur et la circulation pulmonaire désigné sous le nom du cycle cardiaque [2]. Le cycle de la circulation sanguine se répète constamment et se divise en deux périodes, la systole et elle est suivie d'une période de repos appelé diastole [5, 7].

On peut diviser le cycle cardiaque (systole plus diastole) en cinq phases, la figure 1.4 illustre la succession des différentes phases détaillées.

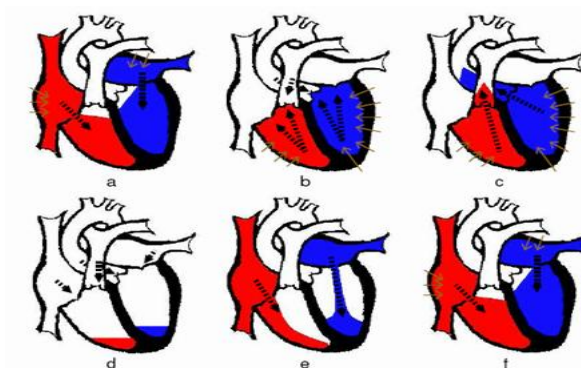


Figure 1.4 : Cycle cardiaque du cœur.

a) systole auriculaire, b) contraction iso volumique des ventricules, c) systole ventriculaire, d) relaxation des ventricules, e) repos. Les flèches pleines indiquent la contraction musculaire et les flèches en pointillés direction de pression sanguine [8].

a) Systole auriculaire : est la contraction des oreillettes lorsque celles-ci sont remplies du sang. La pression exercée par le muscle auriculaire ferme les orifices veines caves et pulmonaires et

provoque le versement du sang auriculaire dans les ventricules (figure 1.4) par les valves tricuspide et mitrale cependant, la majorité du remplissage des ventricules survient passivement pendant la diastole.

b) Contraction ventriculaires iso volumique : commence lorsque les cellules musculaires du myocarde ventriculaire se contractent. La pression ferme les valves tricuspide et mitrale et les valvules sigmoïdes restent fermées pendant quelques dizaines de centièmes de secondes. Comme il n'y a pas d'éjection ventriculaire, la pression augmente fortement dans les ventricules.

c) Systole ventriculaire : commence lorsque les pressions dans les ventricules dépassent les pressions dans l'artère pulmonaire et l'aorte. Les valvules sigmoïdes s'ouvrent et l'éjection se commence. Le sang oxygéné emprunte la crosse aortique et le sang désoxygéné le tronc pulmonaire. La pression aortique atteint un pic (pression artérielle systolique) puis redescend jusqu'à la fin de la systole.

d) Relaxation ventriculaire : fait suite à la systole, les ventricules se relâchent, la pression chute jusqu'à être inférieure à celle exercée dans l'aorte et l'artère pulmonaire. En conséquence, les valvules sigmoïdes se ferment et, lorsque la pression devient inférieure à celle des oreillettes, les valves tricuspide et mitrale s'ouvrent.

e) Phase de repos : est celle pendant laquelle le sang des veines caves et pulmonaires s'écoule librement dans les ventricules via les oreillettes [2, 5, 7].

I.2.4. Cellules musculaires cardiaques

Les cellules musculaires cardiaques sont des fibres contractiles, soudées les unes aux autres grâce à des disques intercalaires. Elles se distinguent des fibres musculaires striées, non seulement par leurs caractéristiques histologiques mais aussi par leur fonctionnement. Elles conduisent l'influx électrique [3, 8].

I.2.5. Fonctionnement électrique

Le cœur compose 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 [2, 5]. Donc l'activité du cœur est en fait la somme de l'activité électrique de toutes les cellules myocardiques, chacune se comportant comme un dipôle électrique, avec un pôle positif et un pôle négatif.

A l'état de base, les cellules cardiaques (comme toutes les cellules de l'organisme) sont polarisées, à cause d'une répartition particulière des ions de l'organisme entre l'extérieur et l'intérieur de la cellule.

En effet, il existe plus d'ions positifs (Na^+ , Ca^{2+} , ...) à l'extérieur qu'à l'intérieur de la cellule (figure 1.5). La dépolarisation cellulaire correspond à une entrée d'ions positifs (ou sortie d'ions négatifs) dans la cellule. Cette phase va se propager de proche en proche aux autres cellules cardiaques pour induire une contraction du muscle cardiaque (systole). La repolarisation (retour vers l'état initial) cellulaire suit la dépolarisation cellulaire et correspond à une sortie d'ions positifs (ou entrée d'ions négatifs) de la cellule. Cette phase va permettre au cœur de se relâcher (diastole) pour qu'une nouvelle dépolarisation puisse se produire et ainsi de suite.

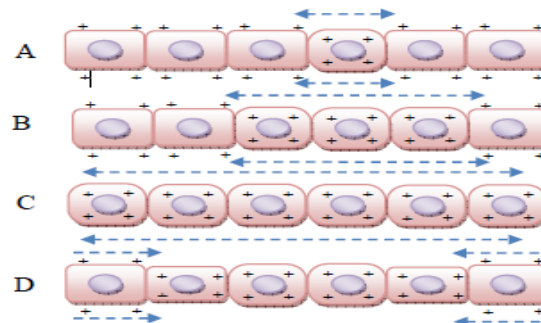


Figure 1.5 : Processus de dépolarisation.

A) une cellule a dépolarisé, **B)** une onde se propage cellule à cellule, **C)** jusqu'à ce que tout sont dépolarisé, **D)** la repolarisation qui reconstitue la polarité normale de chaque cellule [2].

I.2.6. Potentiel d'action

Un autre élément fondamental de la compréhension de l'électrophysiologie cardiaque est la représentation d'un potentiel d'action d'une cellule myocardique. Il s'agit du courant électrique enregistré au niveau d'une cellule cardiaque, qui est généré par la dépolarisation et la repolarisation, il existe cinq phases dans le potentiel d'action d'une cellule cardiaque (figure 1.6).

- **Phase 0 ou dépolarisation rapide** : de laquelle la pente du potentiel est maximale, après une excitation électrique au-dessus du seuil d'activation de la cellule au repos, les potentiels mesurés présentent une inversion rapide de polarité suite à l'ouverture de canaux transmembranaires permettant l'entrée d'ions Na^+ à l'intérieur de la cellule.
- **Phase 1 ou début de la repolarisation** : qui est caractérisée par une repolarisation rapide et de courte durée, due à l'inactivation des canaux Na^+ et au flux d'ions K^+ de l'intérieur vers l'extérieur de la cellule.

- **Phase 2 ou plateau** : qui correspond à la phase de repolarisation lente. Le plateau est dû principalement à l'ouverture des canaux calciques, qui permettent une diffusion lente et passive d'ions Ca^{++} vers l'intérieur de la cellule, en atténuant l'influence des canaux K^+ , et en diminuant ainsi la vitesse de repolarisation.
- **Phase 3 ou repolarisation rapide** : qui correspond à la phase de repolarisation finale et qui se caractérise par la fermeture des canaux ioniques spécifiques, ce qui ramène la cellule au potentiel de repos originel. Il se produit également l'expulsion active de ces ions, facilitant le retour à la négativité originelle du potentiel d'action.
- **Phase 4** : qui correspond au potentiel de repos, où la cellule devient plus facilement excitable [5].

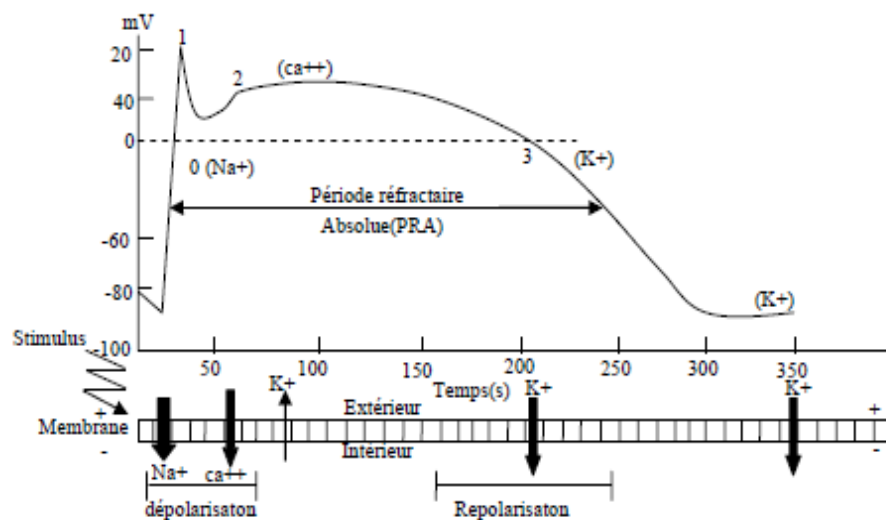


Figure 1.6 : Les cinq phases du potentiel d'action et les transferts ioniques au niveau cellulaire [7].

I.2.7. Propagation de l'influx électrique à l'intérieur du cœur

L'influx électrique cardiaque naît au niveau du nœud sinusal, qui se trouve à la jonction entre l'oreillette droite et l'abouchement de la veine cave supérieur. Cet influx va ensuite se propager dans les deux oreillettes, de l'oreillette droite vers l'oreillette gauche avant de se diriger vers le nœud auriculo-ventriculaire ou nœud de aschoff –tawara, qui se trouve dans la partie basse de la cloison inter auriculaire. A ce niveau l'influx électrique transite sans dépolariser de structure cardiaque et arrive au niveau du faisceau de His qui se trouve dans la partie haute de septum inter ventriculaire. Là. Le faisceau de His se divise en deux branches : La Branch Droite destinée au ventricule droit et la Branche Gauche destinée au ventricule gauche (figure 1.7). La branche gauche va se diviser en deux héli branches : l'Héli branche Antérieure Gauche et l'Héli branche Postérieure Gauche. La branche droite et les deux héli branches gauche vont se

diviser dans chacun des ventricules en deux nombreux petits filets nerveux pour réseau de Purkinje.

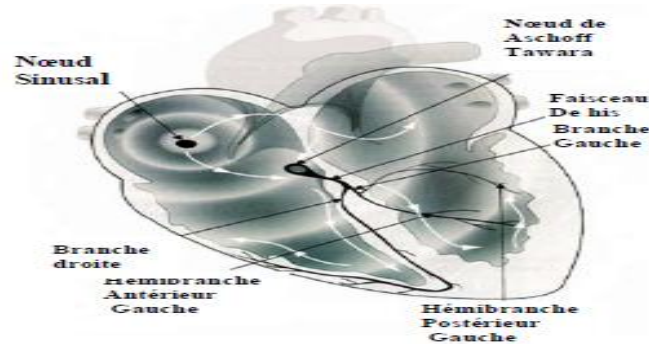


Figure 1.7 : Circuit nodal.

L'électrocardiogramme va représenter l'ensemble de ce trajet de conduction électrique comme monter la figure suivante :

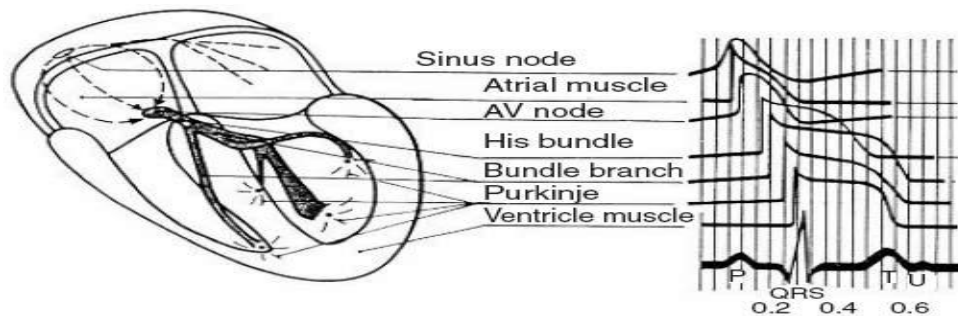


Figure 1.8 : Formes de potentiels d'action dans les différentes parties du cœur, et séquence temporelle de la propagation de l'activité électrique du cœur analogie avec les ondes de l'ECG.

I.3. Electrocardiographie

I.3.1. Définition

L'électrocardiographie (ECG) est la représentation graphique du potentiel électrique qui commande l'activité musculaire du cœur. Ce potentiel est recueilli par des électrodes à la surface de la peau [10]. Ces potentiels naissent à la limite entre les zones excitées du myocarde, et sont mesurés entre deux points de la surface du corps [6].

I.3.2. Onde et Intervalles de L'ECG

L'ECG enregistre le processus de dépolarisation et la repolarisation du massif musculaire auriculaire et du massif musculaire ventriculaire. Ce processus est enregistré comme une séquence et de déflexion ou ondes superposées à une ligne de potentiel zéro, appelée ligne

isoélectrique ou ligne de base. Ces déflexions sont dites positives si elles sont situées au-dessus de la ligne isoélectrique, et négative si non.

Pour chaque battement cardiaque l'ECG comporte plusieurs ondes, et différents intervalles entre ces ondes (figure 1.9) [2, 3, 9-11].

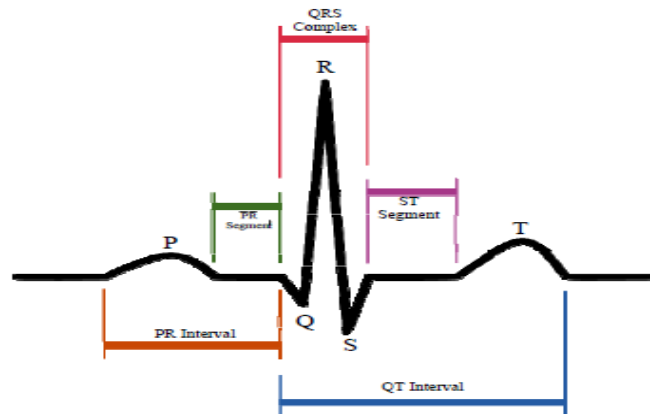


Figure 1.9 : Signale ECG avec ses ondes et ses intervalles principaux.

- **Onde P** : elle est liée à la dépolarisation auriculaire. C'est une onde de petite amplitude, arrondie. Le rythme physiologique est dit sinusal. Dans ce cas les ondes P auriculaires précèdent régulièrement les complexes ventriculaires. Les ondes P dites « sinusales » sont toujours positives.
- **Intervalle PR** : (ou PQ) est le temps entre le début de P et le début du QRS. Il est le témoin du temps nécessaire à la transmission de l'influx électrique des oreillettes aux ventricules.
- **Segment PR** : c'est un court segment isoélectrique qui sépare l'onde P du complexe ventriculaire.
- **Complexe QRS** : il témoigne de la dépolarisation ventriculaire, et se compose de plusieurs déflexions rapides :
 - **Onde Q** : physiologiquement, elle est de faible amplitude (moins du tiers du complexe QRS).
 - **Onde R** : elle est par définition la première onde positive, qu'elle soit ou non précédée d'une onde Q.
 - **L'onde S** : est une onde négative qui fait suite à une onde R.
- **Segment ST** : il correspond au début de la repolarisation ventriculaire. Il est généralement isoélectrique et suit horizontalement la ligne de base.
- **Onde T** : elle est le témoin électrique de la repolarisation ventriculaire. Sa durée est imprécise du fait de sa fin progressive. Elle est généralement dirigée dans le même sens

que le complexe QRS. Sa forme est asymétrique, avec un premier versant en pente faible, un sommet arrondi et un deuxième versant descendant en pente rapide.

- **Intervalle QT** : mesuré du début du QRS à la fin de l'onde T correspond à l'ensemble de la dépolarisation et de la repolarisation cardiaque.

Les durées normales des différentes composantes de l'ECG chez l'homme sont les suivantes : onde P < 0.12 s, complexe QRS = 0.06 à 0.10 s, onde T = 0.2 s environ, intervalle PR=0.12 à 0.20 s, segment ST = 0 à 0.16 s, intervalle QT = 0.33 à 0.43 s. Les amplitudes des ondes P, Q, S et T normales sont de quelque 0.1 mV ; l'onde R peut parfois dépasser 1 mV. La fréquence cardiaque s'évalue à partir de la mesure d'un espace RR.

I.3.3. Dérivations cardiaques

L'ECG s'enregistre à partir de divers points (dérivations) donnant naissance à des courbes de morphologies différentes, toujours dans l'ordre : onde P, complexe QRS et onde T. La courbe électrocardiographie va présenter des morphologies différentes selon où est placée l'électrode qui enregistre [7, 9].

On distingue deux types d'électrodes :

- **Electrodes périphériques** : (appelées D) qui sont placées sur les quatre membres et qui explorent le plan frontal du cœur.
- **Electrodes précordiales** : (appelées V) qui sont placées sur le thorax du patient pour explorer le plan transversal du cœur.

D'après ces électrodes l'ECG standard est enregistré sur douze dérivations (six dérivations des membres et six précordiales) [2,9-11].

I.3.3.1. Dérivations sur le plan frontal

I.3.3.1.1. Dérivations bipolaires des membres

Les dérivations bipolaires enregistrent l'activité cardiaque entre deux points du corps, elles sont placées sur les bras droit et gauche, ainsi que sur le pied gauche. On relève ainsi les différences de potentiel entre les bras gauche et droit (I), pied gauche et bras droit (II) et pied et bras gauches (III). Ces dérivations ont été déterminées par Einthoven au début du vingtième siècle et restent encore utilisées aujourd'hui [7].

Soit VL le potentiel sur le bras gauche, VR le potentiel sur le bras droit et VF le potentiel sur la jambe gauche, les trois dérivations sont :

- **D1** (dérivation I) dont la différence de potentiel respecte l'équation $DI=VI-VR$.
- **DII** (dérivation II) avec $DII=VF-VR$.
- **DIII** (dérivation III) avec $DIII=VF-VL$.

Ces trois dérivation constituent le triangle d'Einthoven et chaque dérivation est une arête du triangle (figure 1.10).

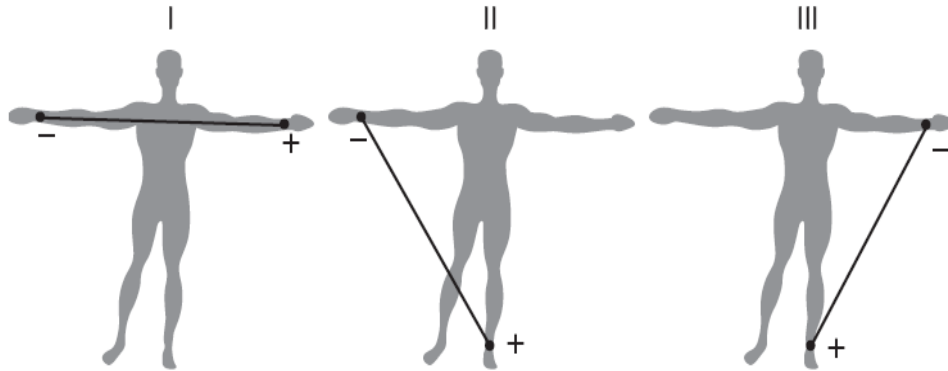


Figure 1.10 : Montage d'einthoven pour l'enregistrement des dérivation bipolaires des membres.

I.3.3.1.2. Dérivation unipolaires des membres

Les trois dérivation unipolaires aVR, aVL et aVF (a = augmented, R = right, L = left, F = foot). Ont chacune des lignes allant d'un pôle positif à un pôle négatif en passant par le centre d'un triangle, chaque électrode est prise comme pôle positif avec pour référence négative les deux autres électrodes. Les trois dérivation sont (figure 1.11) :

- **aVL** = $VL - VR + VF/2 = 1.5VL$ (loi de Kirchhoff $VL+VR+VF=0$).
- **aVR** avec $aVR=1.5VR$.
- **aVF** avec $aVF=1.5VF$.

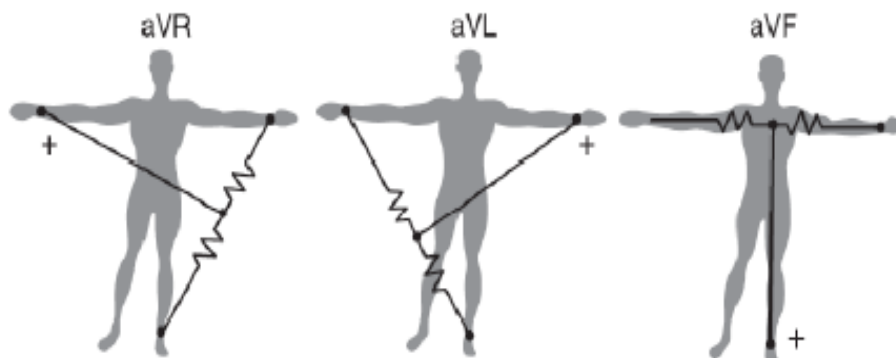


Figure 1.11 : Montage de Goldberger pour l'enregistrement des dérivation Unipolaires membres augmentés.

I.3.3.2. Dérivations sur le plan horizontal (précordiales)

Les dérivations du plan horizontal (dérivations de Wilson) constituent les dérivations unipolaires et sont au nombre de six (V1 à V6). Ces dérivations ont une partie positive, là où est placée l'électrode exploratrice, et une négative, qui correspond à la région opposée.

L'électrode exploratrice est placée sur divers points précordiaux. En plus des dérivations V1 à V6, on peut utiliser dans certaines occasions les dérivations plus droites (V1R à V4R) ou plus gauches (V5 à V6) [12].

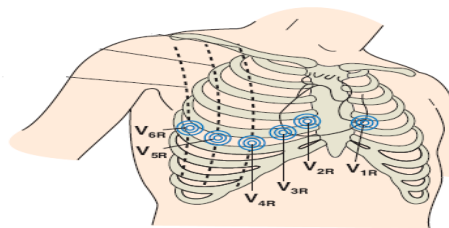


Figure 1.12 : Positions des électrodes recommandées pour l'enregistrement du système de dérivations unipolaires précordiales [2].

I.3.4. Axe électrique du cœur

C'est l'angle du champ électrique généré par les cellules cardiaques lors de l'activation ventriculaire. On assimile ce champ à un vecteur unique dans le plan frontal. L'axe se mesure par la comparaison des amplitudes (idéalement des surfaces) respectives du segment QRS (positivité – négativité) dans les dérivations frontales. La plus grande positivité du QRS (onde R) donne une bonne idée de l'axe du cœur. Comme la dépolarisation physiologique se fait du nœud AV vers la pointe des ventricules, l'axe moyen du cœur est situé entre 30° et 60° mais il peut être normale entre -30° et $+100^\circ$. On parle de déviation axiale gauche au-delà de -30° et de déviation axiale droite au-delà de 100° . Dans certaines configurations, l'axe électrique n'est mesurable car situé dans un plan perpendiculaire au plan frontal, ceci n'est pas un signe de tracé pathologique. L'axe électrique du cœur dans le plan horizontal est nettement moins utilisé en pratique. Un axe anormal peut être le signe de perturbations dans la séquence d'activation des ventricules ou même de dommages cellulaires.

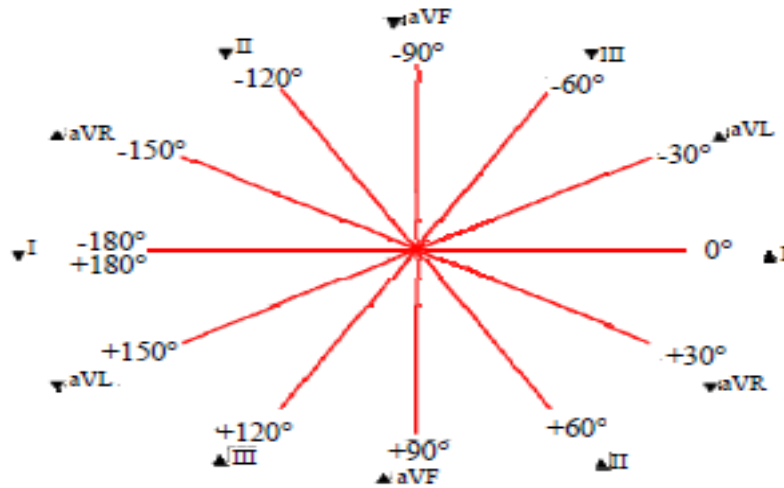


Figure 1.13 : Axe électrique et dérivation frontale.

Le tableau 1.1 donne la polarité des complexes QRS sur les trois premières dérivation frontales et axe électrique du cœur :

	Axe normale 0 à 90	Axe gauche physiologique 0 à -30	Axe gauche Pathologique -30 à 90	Axe droite 90 à -180	extrême Axe -90 à -180	Axe indéterminé ?
DI						
DII						
DIII						

Tableau 1.1 : Polarité des complexes QRS.

I.3.5. Vectocardiogramme

Avec trois dérivation torthogonale d'ECG, à chaque instant, si on trace un point dans un espace en trois dimension en prenant, pour coordonnées, les valeurs des trois dérivation d'ECG à cet instant, la trajectoire de ce point forme une courbe dans l'espace, appelée vectocardiogramme (VCG) [5]. Le VCG permet de visualiser la progression du front d'excitation sous la forme de la

trajectoire d'un vecteur (ou d'un point) résultant de l'ensemble des dipôles électriques qui se déplacent avec le front d'excitation.

En raison de l'existence des deux segments isoélectriques PQ et ST, un VCG en réalité est constitué de trois boucles situées dans un espace à trois dimensions : boucle P, boucle QRS et boucle T (figure 1.14). Le sens de rotation du VCG doit impérativement être indiqué. En général, on ne considère pas le VCG spatial trop difficile à représenter (figure 1.15), mais ses projections dans trois plans perpendiculaires deux à deux : on a ainsi le VCG frontal, le VCG horizontal et le VCG sagittal (figure 1.15). Les plans frontaux, horizontal et sagittal utilisés sont définis sur la figure 1.16.

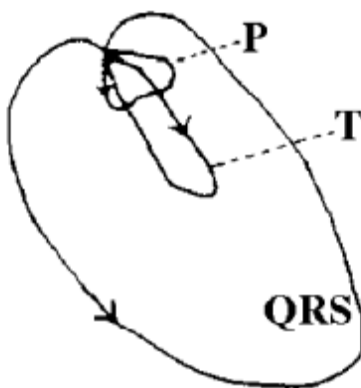


Figure 1.14 : Boucle P, QRS et T d'un vectocardiogramme.

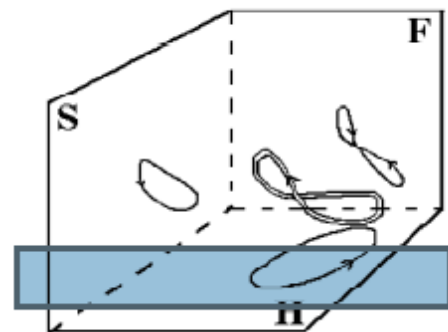


Figure 1.15 : VCG spatial et ses projections sur les Plans frontal (F), horizontal (H) et sagittal(S).

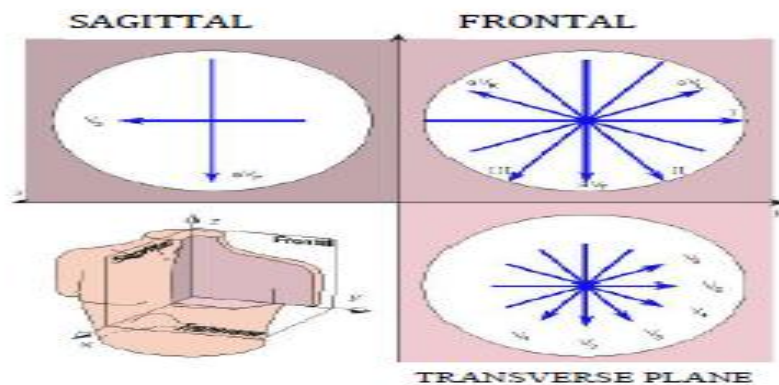


Figure 1.16 : Les douze dérivations standard dans chaque plan du corps.

I.4. Conclusion

Plusieurs activités électriques peuvent être détectées au niveau du corps humain (ECG, EMG, EEG, ...). Le signal électrocardiogramme ECG sera considéré dans notre cas.

L'ECG est l'activité électrique du cœur. Ce signal peut être utilisé dans le domaine médical pour détecter les anomalies de fonctionnement du corps (Diagnostic).

L'électrophysiologie cardiaque a été introduite en détail dans ce chapitre où nous avons essayé d'expliquer et de vulgariser toutes les notions liées au signal électrocardiogramme. Parmi les points présentés nous citons : Anatomie du cœur, son fonctionnement mécanique et électrique, signal ECG, son dérivation et enregistrement.

Le chapitre suivant sera consacré au débruitage des signaux.

Chapitre II
Débruitage Des
Signaux ECG

II.1. Introduction

Lors du traitement automatique du signal ECG, consistant dans la succession de quelques étapes (segmentation, analyse, classification), une étape de prétraitement s'avère souvent impérativement nécessaire. On peut y inclure tous les traitements faits pour éliminer les diverses perturbations qui dégradent la qualité de l'enregistrement: les interférences avec le réseau électrique, les oscillations de la ligne de base à cause des mouvements ou de la respiration du patient, le bruit induit par l'activité électrique des muscles etc. Sauf l'amélioration de la qualité du signal à traiter (toute cette catégorie de traitements est parfois réunie sous le nom générique de "débruitage").

Le filtrage est une opération courante et très importante en traitement du signal. Les signaux acquis au moyen de capteurs sont, dans la majorité des cas, entachés de signaux indésirables, appelés bruit électronique, qui tendent à perturber, voire noyer complètement le signal utile à acquérir. Le filtrage a, alors, pour but essentiel, d'améliorer la qualité du signal en rejetant la composante perturbatrice tout en conservant la partie porteuse d'information utile [13,14].

II.2. Numérisation des signaux

Un signal est le résultat de la mesure d'une grandeur physique. Il est dit analogique ou à temps continu si la mesure est disponible à tout instant ou à temps discret si la mesure n'est observée qu'à des instants discrets. Le traitement numérique du signal (TNS) consiste à traiter des signaux à temps discret. En TNS, l'information se présente sous forme d'une suite de valeurs numériques constituant ce qu'on appelle un signal numérique [15].

La conversion d'un signal analogique en un signal numérique est appelée numérisation, elle s'effectue en 3 étapes [16] (figure 2.1) :

- L'échantillonnage : pour rendre le signal discret.
- La quantification : pour associer à chaque échantillon une valeur.
- Le codage : pour associer un code à chaque valeur.

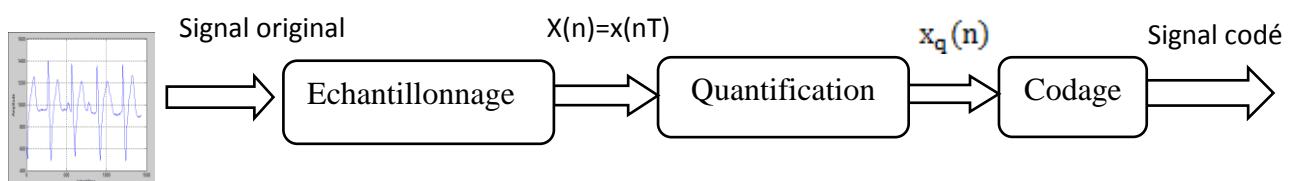


Figure 2.1 : Numérisation d'un signal.

II.3. Différents types de filtre numérique

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.

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

II.3.1.1. Caractéristiques des filtres RIF

- $\sum_{i=0}^N |h(n)| < +\infty$ (2.2)
- La relation entre le signal d'entrée et le signal de sortie est donnée par :

$$y(n) = \sum_{i=0}^N b_i x(n-i) \quad (2.3)$$

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

- La fonction de transfert du filtre s'écrit :

$$H(z) = \sum_{i=0}^N b_i z^{-i} \quad (2.4)$$

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

II.3.2. Filtres à réponse impulsionnelle infinie (ou filtre RII)

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

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

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.

II.3.2.1. 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 la

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 :

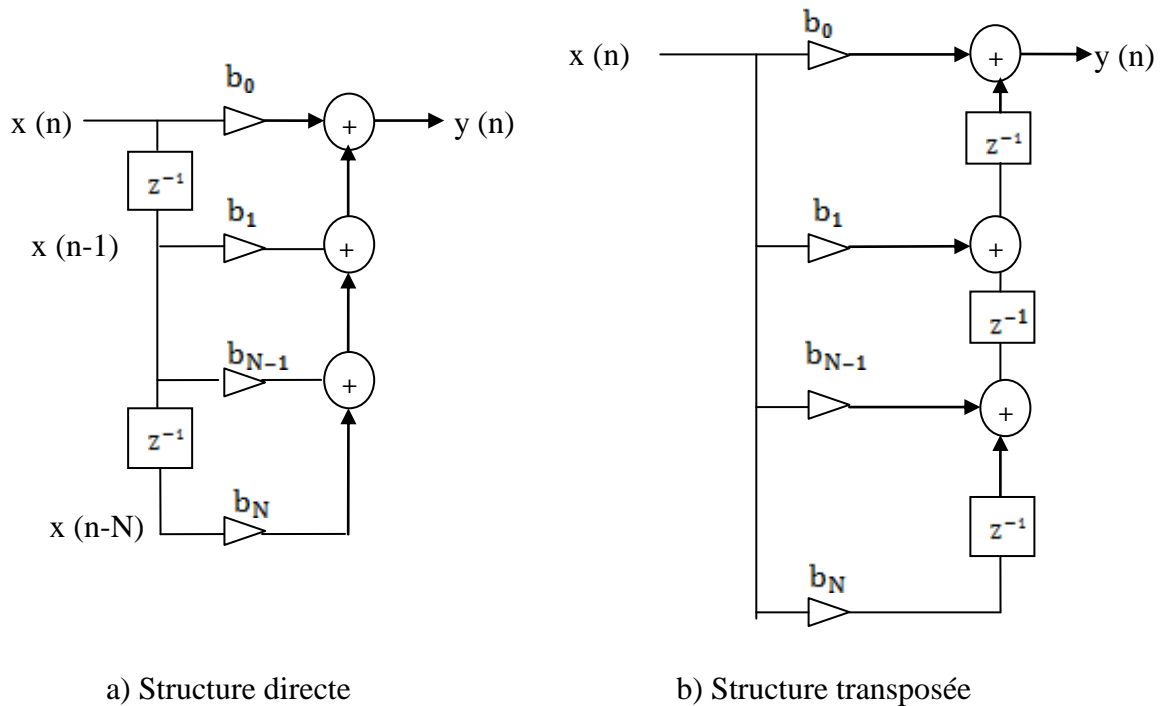


Figure 2.2 : structure de réalisation transversale.

II.4.2. Structure récursive

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 :

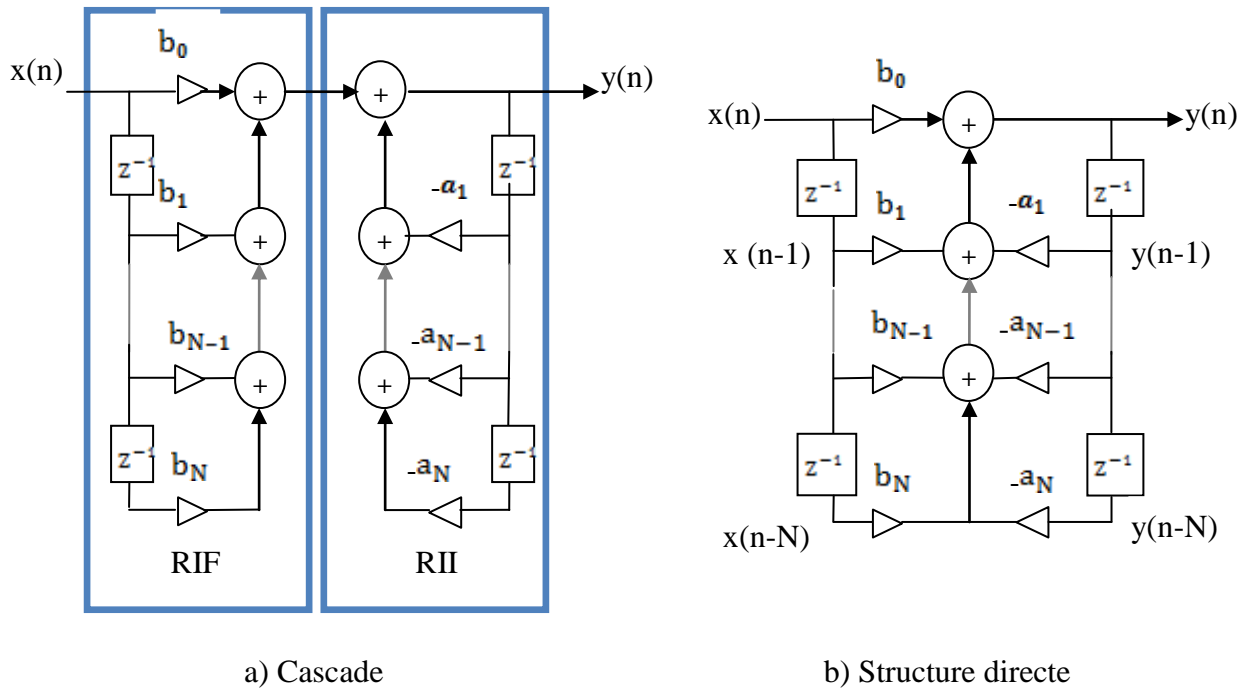


Figure 2.3 : Structure de réalisation récursive.

II.5. Bruit

II.5.1. Définition

Le bruit correspond à tout signal indésirable limitant l'intelligibilité d'un signal utile.

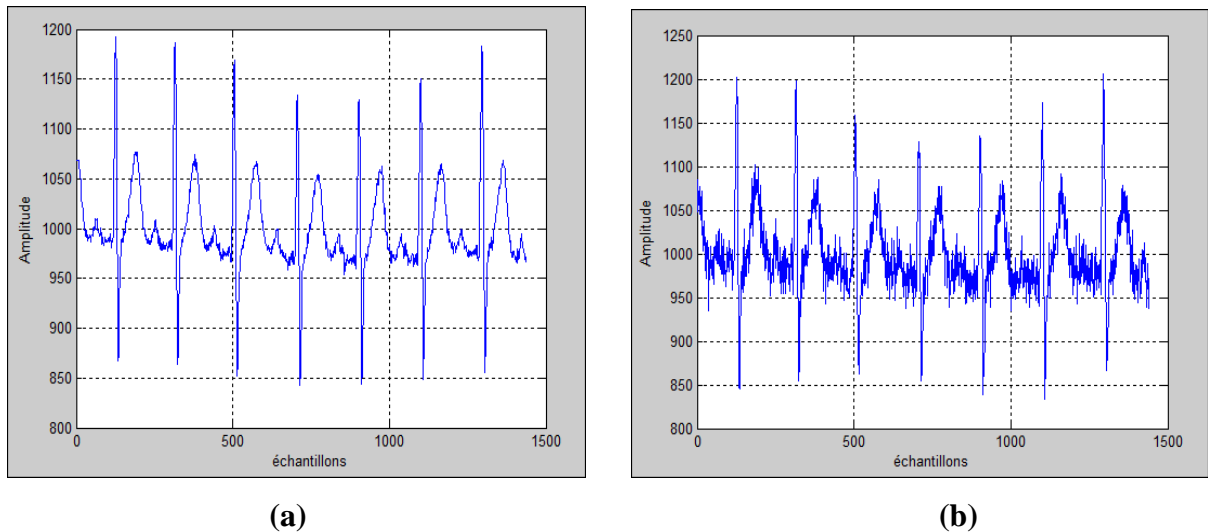


Figure 2.4 : (a) Signal ECG 215.dat original, (b) Signal ECG bruité.

II.5.2. Classification des bruits [15]

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 évènements de diffusion thermique.
- le bruit grenaille, lié au déplacement des porteurs dans un champ électrique.
- 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 [18]

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 P_x la puissance total du signale utile et P_b la puissance de toutes les perturbations, le rapport est le rapport signal sur bruit.

$$\text{SNR} = 10 \cdot \log_{10} \frac{P_x}{P_b} \quad (2.12)$$

II.6. Cas particulier de signaux aléatoires

II.6.1. Signal gaussien

Un signal gaussien est défini par sa moyenne m et sa variance σ^2 . On le représente par le symbole $N(m, \sigma^2)$.

II.6.2. Identification d'un système linéaire à l'aide d'un bruit blanc

Le bruit blanc $b(t)$ est processus aléatoire stationnaire au sens large et ergodique qui possède une densité spectrale uniforme ou blanche [17].

$$G_b(f) = B_0 \rightarrow -\infty < f < +\infty \quad (2.13)$$

La fonction d'autocorrélation est de la forme :

$$R_b = B_0 \cdot \delta(\tau) \tag{2.14}$$

La fonction d'autocorrélation du bruit blanc est différente de zéro que pour $\tau = 0$, ce qui signifie qu'une valeur de ce bruit n'est corrélée qu'avec elle-même : on dit que le bruit blanc n'est corrélé qu'avec lui-même.

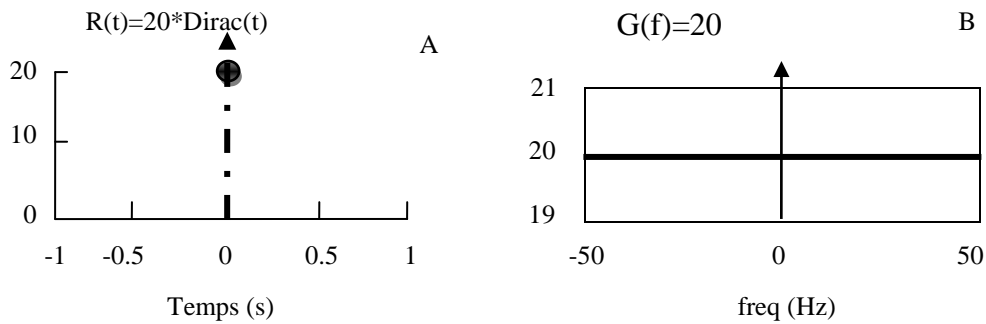


Figure 2.5 : Caractéristique du bruit blanc

Soit un générateur de bruit blanc fournissant un signal $e(t)=b(t)$, nous avons la propriété suivante :

$$R_{ee}(t) = e(t) \cdot e^*(-t) = R_{bb}(t) = B_0 \cdot \delta(t) \rightarrow [18] \tag{2.15}$$

Tel que e^* : conjugué

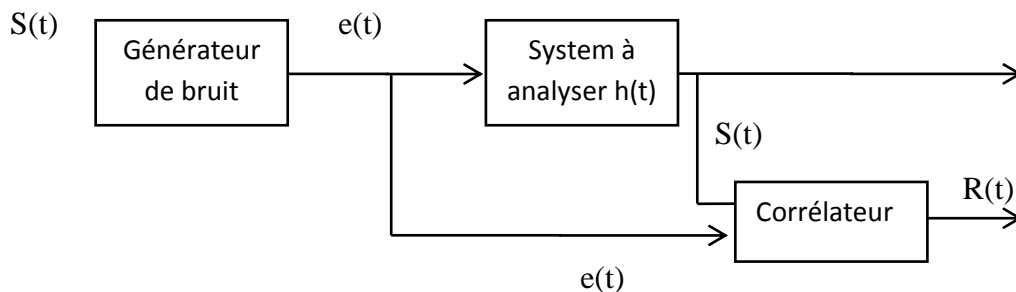


Figure 2.6 : Principe de montage permettant de réaliser l'identification d'un système

Linéaire à partir d'un bruit blanc.

Le signal de sortie $S(t)$ du système à analyser, système linéaire, continu et stationnaire à par définition la forme suivante :

$$S(t) = h(t) * e(t) \tag{2.16}$$

Le corrélateur réalise donc l'opération de corrélation entre $e(t)$ et $S(t)$, soit sous forme d'un produit de convolution :

$$\begin{aligned}
 R_{se}(t) &= S(t) * e^*(-t) = h(t) * [e(t) * e^*(-t)] \\
 &= h(t) * [B_0 \cdot \delta(t)] = B_0 \cdot [h(t) * \delta(t)] \\
 R_{se}(t) &= B_0 \cdot h(t)
 \end{aligned}
 \tag{2.17}$$

Ainsi, à la sortie du corrélateur, nous obtenons la réponse impulsionnelle à un constant pré. La sortie du corrélateur donne donc directement la réponse impulsionnelle $h(t)$ du système à identifier.

II.7. Prétraitement du signal ECG

Les différents bruits qui entachent un signal ECG, sont considérés comme des indésirables, et peuvent en altérer plus ou moins l'information clinique. En outre, Les difficultés de la détection des complexes QRS résident, essentiellement, dans la grande variabilité de la forme du signal et la présence dans l'ECG de ces bruits inutiles d'origines diverses. Il est donc important de savoir quels sont les types de bruit qui peuvent contaminer un signal électrocardiogramme ECG.

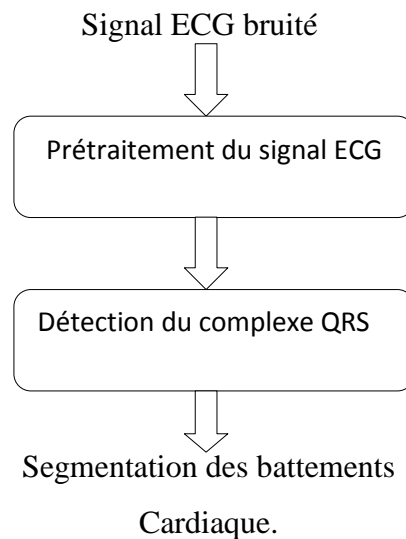


Figure 2.7 : Phase de débruitage dans la segmentation du signal ECG.

II.7.1. 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.7.2. 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.7.2.1. 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 2.9.a.

II.7.2.2. 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.

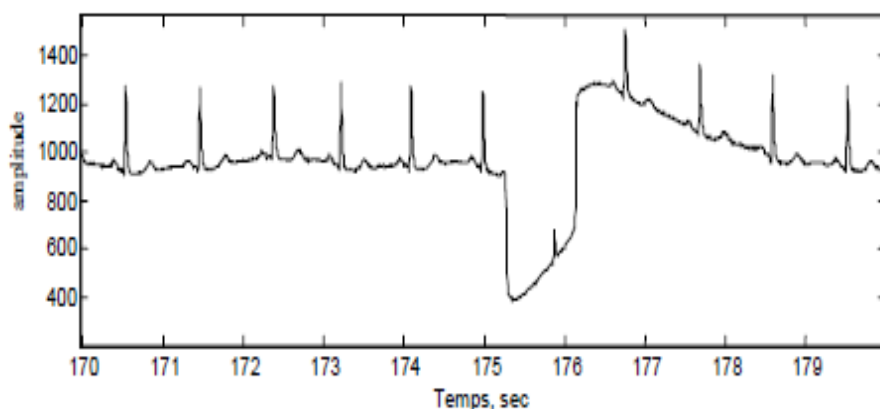


Figure 2.8 : Bruit dû au mauvais contact électrode-peau.

II.7.2.3. Autres bruits

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

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

II.7.3. 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 lors de la respiration.

II.7.3.1. 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 2.9.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.

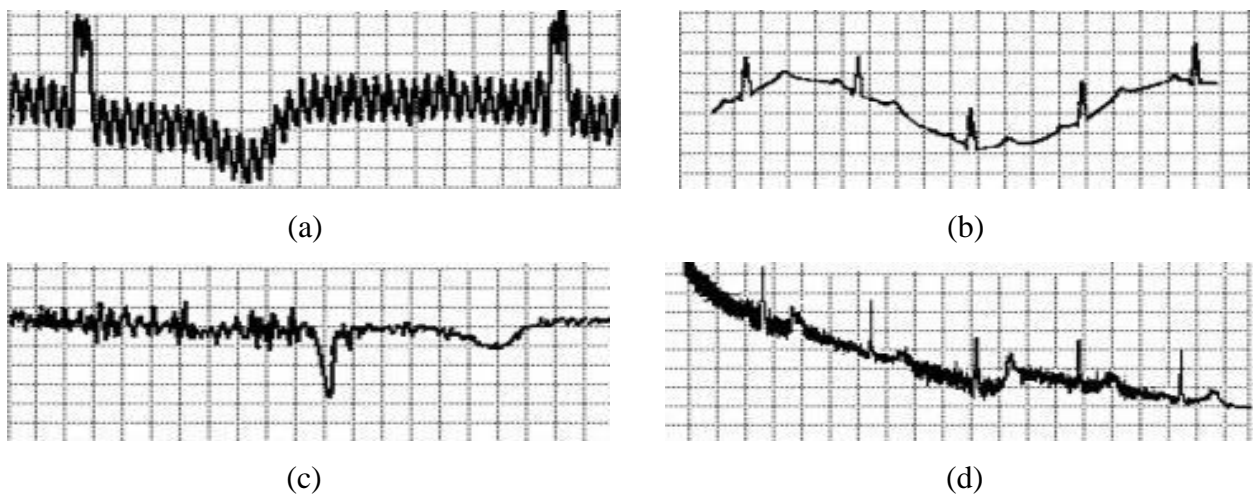


Figure 2.9 : Bruits présent dans un signal ECG : (a) bruit du secteur 50Hz; (b) fluctuations de la ligne de base; (c) le signal EMG et (d) les artefacts dus aux mouvements du patient.

II.7.3.2. Bruits dus au signal électromyogramme EMG

Malgré 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 2.9.c.

II.7.3.3. 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.8. 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 [19] 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" (angl. "thresholding"). 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.9. Techniques de débruitage existantes

1. Transformée (DWT).
2. Filtre de Kalman
3. Filtrage des signaux ECG par SVD.
4. Filtre Median.
5. Filtre S-Golay.....etc.

II.9.1. Transformée (DWT)

II.9.1.1. Définition

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

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(t) dt = 0 \quad (2.18)$$

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

II.9.1.2. 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 [20]. Le schéma de principe d'un système de débruitage basé sur la transformée en ondelettes est illustré dans la figure 2.10.

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.

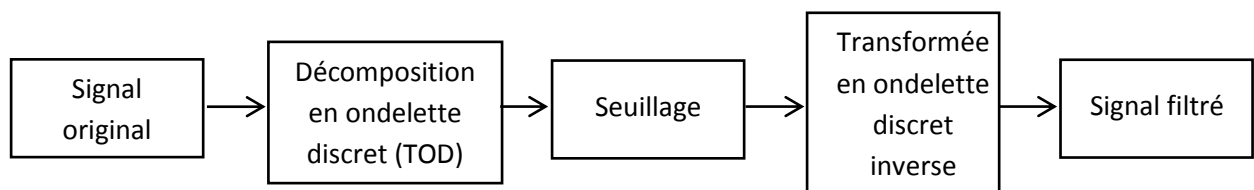


Figure 2.10 : Principe du débruitage par ondelette.

Le seuillage 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.

II.9.2. Filtre de kalman

II.9.2.1. 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 :

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + W_k \\ y_k = H_k x_k + v_k \end{cases} \quad (2.19)$$

II.9.2.2. 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.9.3. Décomposition de la valeur singulière

II.9.3.1. 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 et [21]. Cette décomposition, connue sous le nom de décomposition en valeur singulière.

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

$$A = UWV^T$$

$$V = [v_1 v_2 \dots v_n]$$

$$U = [u_1 u_2 \dots u_m]$$

$$W = \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \vdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \dots & \dots & \dots & \sigma_n \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

II.9.3.2. 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) [22]. 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 [21]. 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.9.4. Filtre Médian

II.9.4.1. 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, se 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, soit $n = 9$, et considérons les 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 $med(x_1, \dots, x_n)$ pour la médiane des variables x_1, \dots, x_n . Ainsi dans l'exemple ci-dessus, on a $med(17, 1, 3, 5, 3, 1, 12, 2, 7) = 3$. Notons que – tout comme la moyenne – la médiane ne dépend pas de l'ordre dans lequel sont données les n valeurs.

II.9.4.2. 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.9.5. Filtre Savitzky-Golay

II.9.5.1. 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.9.5.2. 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.

II.10. Conclusion

Dans ce chapitre, 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 nécessaire d'insérer une étape de prétraitement du signal ECG qui contient la phase de débruitage.

Chapitre III

Transformée En

Ondelette

III.1. Introduction

Le développement des théories sous-jacentes à la transformée en ondelettes a débuté au milieu du siècle dernier avec les recherches de Gabor, toute fois, le concept d'ondelette ne fut introduit véritablement que durant les années 1980, par les travaux notamment de Morlet, Meyer, Daubechies, Mallat,. L'appropriation des résultats des travaux de ces mathématiciens par les ingénieurs et chercheurs en quête de méthodes de traitement de signal toujours plus efficaces a entraîné l'éclosion ou l'amélioration de nombreuses applications dont plusieurs sont destinées à l'analyse des signaux biomédicaux.

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. Transformée de Fourier

Au 19ème siècle (1822), le mathématicien français J. Fourier, a prouvé que n'importe quelle fonction périodique peut être exprimée comme une somme infinie de fonctions exponentielles complexes périodiques.

La transformée de Fourier (TF) permet de mesurer la fréquence et de trouver le contenu en fréquence d'un signal. Si nous prenons la TF d'un signal du domaine temporel, nous obtenons la représentation « fréquence – amplitude » de ce signal. En effet, une description fréquentielle est souvent plus lisible que la description temporelle et est un complément remarquable à la seule description temporelle.

La transformée de Fourier $TF(f)$ associée à un signal $s(t)$ s'écrit comme suit [23] :

$$TF(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)e^{-2\pi ft} dt \quad (3.1)$$

Où, f est la fréquence de terme sinusoïdal.

Elle se décompose, de façon canonique, en combinaisons linéaires d'ondes élémentaires.

Cette transformation permet de décrire la répartition des composantes fréquentielles du signal $s(t)$ sans renseigner sur les instants de l'apparition de celle-ci. Les renseignements fréquentiels ainsi obtenus sont au détriment de la description temporelle explicite du signal s .

Si nous prenons, par exemple, le signal suivant :

$$s(t) = \sin(2\pi 15t) + \sin(2\pi 40t) \quad (3.2)$$

Dans le signal $s(t)$ il existe deux fréquences de 15 HZ et 40 HZ, les figures (3.1 et 3.2) montrent la représentation temporelle et la représentation fréquentielle de ce signal.

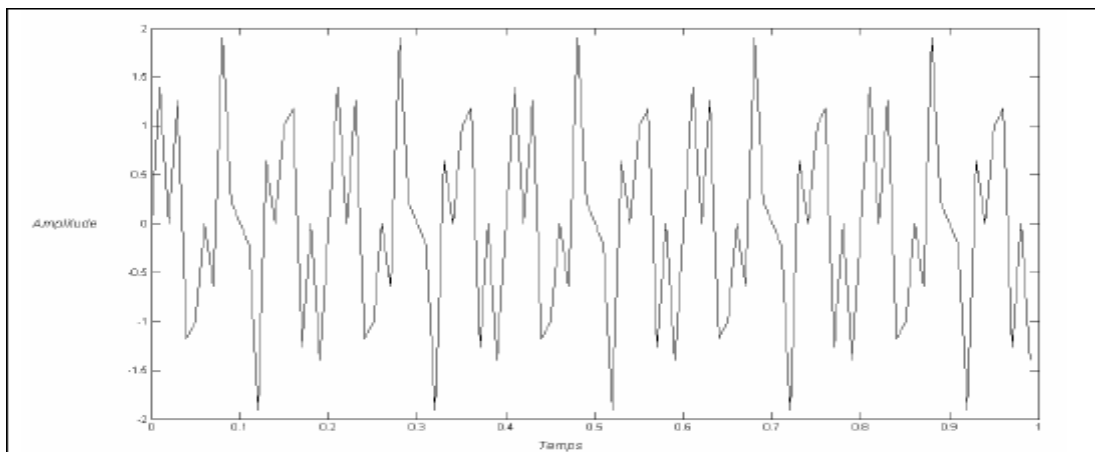


Figure 3.1 : le signal $s(t)$ dans le domaine temporel.

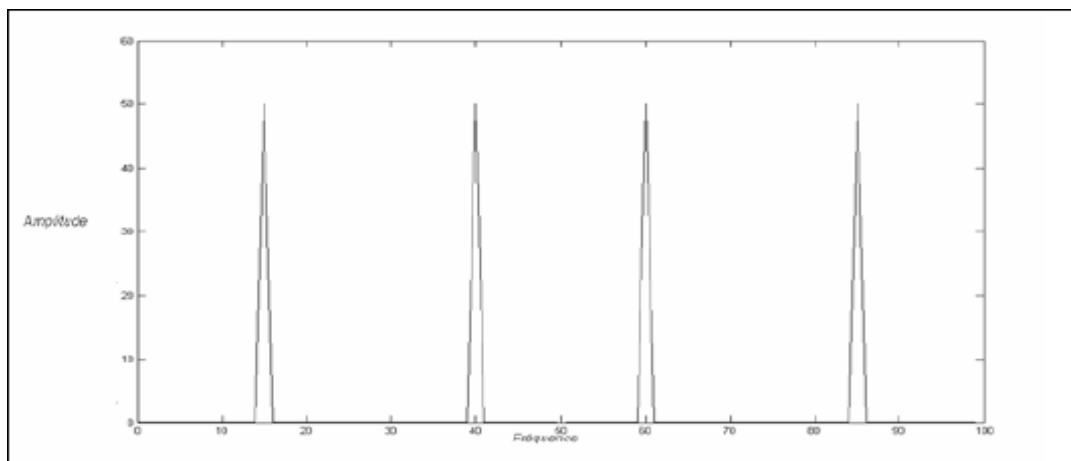


Figure 3.2 : Le signal $s(t)$ dans le domaine fréquentiel.

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 dans le temps, (signaux non stationnaires).

- Elle donne une information globale et non locale.
- Si le signal contient N points, TF nécessitera un nombre d'opérations égal à N^2 .

III.3. Ondelettes

La transformée en ondelettes a été développée comme une approche alternative à la transformée de Fourier à court terme TFCT pour surmonter le problème des résolutions temporelle et fréquentielle d'un côté, et la non-stationnarité des signaux de l'autre côté [24].

La transformée en ondelette remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par une famille de translations et dilatations d'une même fonction, l'ondelette. Les paramètres de translation et de dilatation permettent de localiser l'information dans un signal en la représentation à différents niveaux de détails allant d'une approximation grossière et globale à des représentations plus précises et plus localisées [25].

En effet la transformée en ondelette est considérée comme un microscope mathématique qui découpe signal analysé en composantes fréquentielles suivant une résolution adaptée à l'échelle.

La principale caractéristique d'une fonction ondelette est 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 fonction est donc considérée comme nulle à l'extérieur de ce support, bien qu'il soit possible d'utiliser comme une ondelette une fonction qui est négligeable mais pas tout à fait nulle en dehors de support, celui-ci est alors dit effectif compact [24].

Cette caractéristique est très importante puisque elle a pour effet sur le résultat de la transformée en ondelette d'un signal est bien localisé en temps et en fréquence.

III.3.1. Définitions

Soit ψ une fonction choisie suffisamment régulière et bien localisée. Cette fonction ψ est appelée ondelette si elle vérifie la condition d'admissibilité suivante [24] :

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty \quad (3.3)$$

Où ψ désigne la transformée de Fourier de.

La condition d'admissibilité implique en outre que la transformée de Fourier de l'ondelette à la fréquence nulle ($\omega=0$) doit être nulle. Soit,

$$\Psi(\omega)|_{\omega=0} = 0 \quad (3.4)$$

Ceci suppose, en particulier, deux conséquences importantes :

- la première est que les ondelettes doivent posséder un spectre de type passe-bande.
- la seconde apparaît en réécrivant l'équation (3.4) de façon équivalente sous la forme :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (3.5)$$

Et montre que l'ondelette doit être à moyenne nulle.

C'est une condition suffisante d'admissibilité beaucoup plus simple à vérifier.

Cette condition d'admissibilité est très importante, puisqu'elle permet de garantir la conservation de l'énergie lors de la transformation (c'est-à-dire qu'aucune information n'est perdue lors de la transformation, donc qu'il est possible de reconstruire le signal à partir de sa transformée).

L'ondelette est une fonction à largeur temporelle finie (fenêtre temporelle) possédant un caractère oscillatoire. On est donc bien en présence d'une petite onde : une ondelette.

Cette condition minimale est souvent renforcée en exigeant que l'ondelette ait $(m+1)$ moment nulle, c'est-à-dire, vérifie l'équation :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^k \Psi(t) dt = 0 \quad \text{Pour } k = 0, \dots, m. \quad (3.6)$$

Pour fixer les idées, disons qu'une ondelette oscille, pendant un certain temps comme une onde et se localise grâce à un amortissement.

L'oscillation d'une ondelette se mesure par le nombre de moments nuls qui nous indiquent que l'information du signal peut être concentrée dans quelques coefficients d'ondelette, cet aspect est utile dans la compression et la détection des singularités [24].

A partir de cette unique ondelette ψ (appelée ondelette mère), on construit par translation et dilatation, une famille de fonctions qui sont les atomes de base (souvent appelées ondelettes filles), elles sont de forme constante, mais de taille variable (figure 3.3 et figure 3.4) :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.7)$$

Avec :

$a \in \mathbb{R}^{+*}$: Facteur d'échelle (paramètre de dilatation).

$b \in \mathbb{R}$: Paramètre de translation.

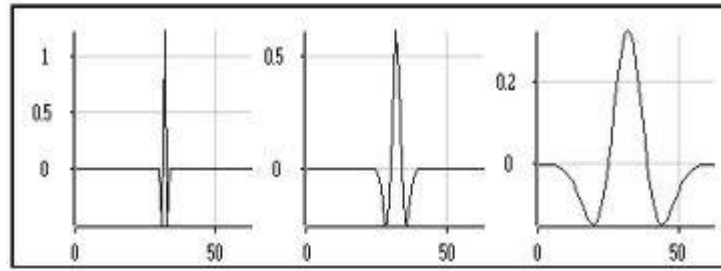


Figure 3.3 : Ondelette avec différents facteurs d'échelles.

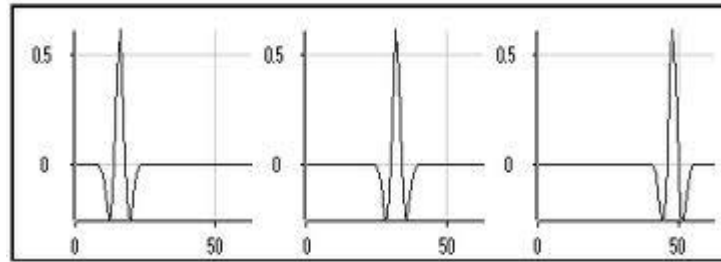


Figure 3.4 : Ondelette avec différents facteurs de position b .

Ces fonctions définissent l'espace bidimensionnel dans lequel l'information du signal est représentée comme la plan temps-échelle [36].

Quand l'échelle augmente, le support temporel de l'ondelette croît, tandis que le support fréquentiel décroît inversement :

$$\Delta t_{\psi a} = a \cdot \Delta t_{\psi} \quad (3.8)$$

$$\Delta f_{\psi a} = \Delta f_{\psi} / a \quad (3.9)$$

Chaque atome se représente symboliquement sur le plan temps-fréquence, par un rectangle dont l'abscisse est l'intervalle temporel et l'ordonnée est l'intervalle fréquentiel.

L'aire des rectangles qui couvrent le plan temps-échelle est ainsi préservé :

$$\Delta t_{\psi a} \cdot \Delta f_{\psi a} = \Delta t_{\psi} \cdot \Delta f_{\psi} \quad (3.10)$$

Mais, ceux-ci se déforment et s'allongent le long de l'axe des temps et des fréquences (figure.3.5). Ce mécanisme représente la richesse de l'analyse temps-échelle. Il permet, à une échelle petite, de réaliser un examen temporel précis du signal correspondant à la fréquence haute. Bien au contraire, les basses fréquences sont examinées avec une très forte résolution fréquentielle, mais, leurs instants d'occurrence sont moins précis.

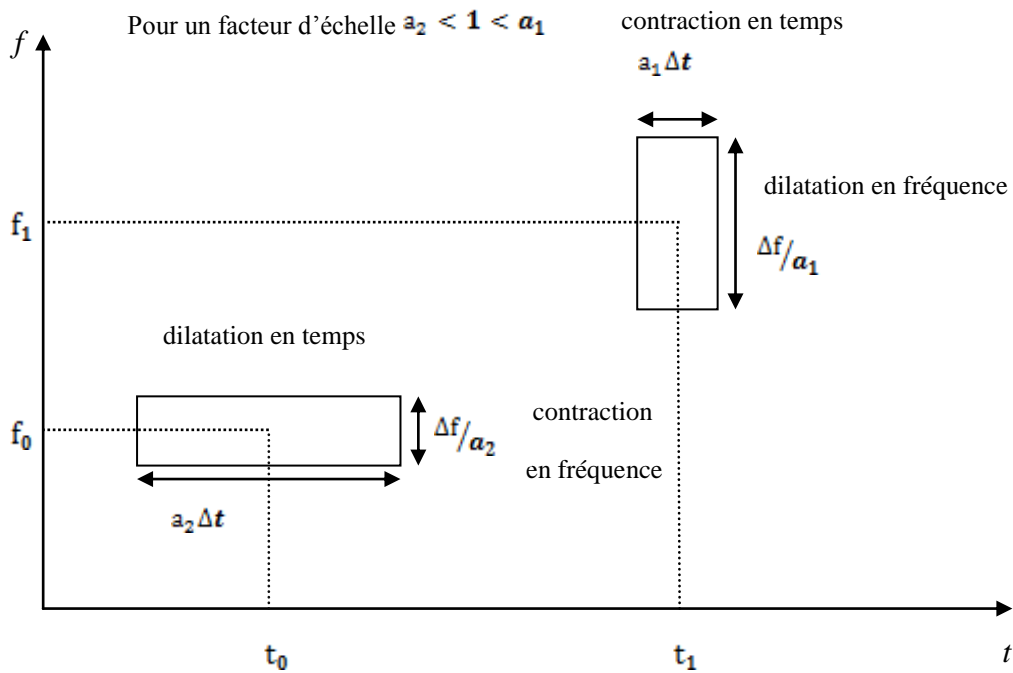


Figure 3.5 : Pavage temps fréquence pour la transformée en ondelettes pour deux facteurs d'échelle a_1 et a_2 .

III.3.2. Propriétés des ondelettes

III.3.2.1. Sélectivité en fréquence

Dans la transformée de Fourier, la fonction utilisée pour analyser le signal étudié est une fonction sinusoïdale de fréquence précise, et quand on la multiplie par le signal, le coefficient obtenu ne se réfère qu'à cette fréquence.

En revanche, une ondelette est constituée de plusieurs fréquences. Les coefficients d'ondelettes se réfèrent à ce mélange de fréquences. Plus la gamme de fréquence de l'ondelette est étroite, plus l'ondelette est sélective en fréquence.

III.3.2.2. Similarité

Toutes les ondelettes qui appartiennent à la même famille doivent être similaires, c'est-à-dire se déduire les unes des autres par combinaison linéaire de translations et de dilatations.

III.3.2.3. Symétrie

On souhaite parfois que l'ondelette présente des propriétés de symétrie temporelle afin d'éviter le déphasage dans la transformée en ondelettes [27].

III.3.2.4. Orthogonalité

Cette propriété est à l'origine de la popularité des ondelettes qui offrent des bases d'ondelettes orthogonales et non redondantes. Cela conduit à une décomposition unique [27].

III.3.2.5. Régularité

Une ondelette doit être suffisamment régulière car c'est la principale contribution des ondelettes dans le domaine du codage. Elle agit sur la qualité de la reconstruction du signal.

Une ondelette est dite régulière si elle est très lisse et on peut l'approximer localement par un polynôme. L'ordre de régularité d'une ondelette est égal au nombre de ses moments nuls [27].

III.3.2.6. Nombre de moments nuls

Pour certaines applications, les ondelettes doivent également avoir un certain nombre de moments nuls, afin d'éliminer la partie polynomiale du signal et être ainsi plus sensible aux fluctuations les moins régulières [27].

III.3.2.7. Facteur d'échelle minimal

Théoriquement le facteur d'échelle, a , qui est strictement positif, peut varier jusqu'à $+\infty$.

En pratique, il convient de se fixer un nombre de points de discrétisation minimum, N_{min} , de telle sorte que les valeurs discrètes de l'ondelette soient représentatives de sa forme continue.

Soit a_{min} le facteur d'échelle minimum, alors : $a_{min} = N_{min} / N$

Avec N_{min} : nombre d'échantillons minimal de $\psi_a(t)$

N : nombre d'échantillons de l'ondelette mère $\psi(t)$.

III.3.2.8. Relation entre fréquence et échelle

Si f_0 est la fréquence centrale de l'ondelette mère $\psi(t)$, les autres ondelettes $\psi_{a,b}(t)$ oscillent à la fréquence $f = f_0 / a$.

D'où l'identification : $a = f_0 / f$.

III.3.3. Transformée en ondelettes

Les ondelettes sont un outil récent de traitement du signal permettant l'analyse, à plusieurs échelles de temps, des propriétés locales de signaux complexes pouvant présenter des zones d'instationnarité. Elles donnent lieu à de nombreuses applications des domaines variés, comme par exemple :

- La compression [28-30] et, en particulier, la compression d'image où les ondelettes constituent une méthode très compétitive. Elles permettent, grâce à des représentations généralement très creuses, de réduire considérablement le nombre d'information à coder.
- Le débruitage : le débruitage [31-33] dans le domaine des ondelettes signifie la rejection du bruit par le seuillage adéquat.
- L'authentification, le tatouage numérique, la cryptographie et bien d'autres domaines [34].

On distingue deux familles d'ondelettes :

- Les ondelettes continues.
- Les ondelettes discrètes.

III.3.3.1. Transformée en ondelette continue

III.3.3.1.1. Définition

La transformée en ondelettes remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par une famille de translations et dilatations d'une même fonction, l'ondelette notée ψ .

Pour un signal $x(t)$ d'énergie finie, on définit sa transformée en ondelette continue par la fonction $TOD(a, b)$ par l'équation 3.11 [24] :

$$TOC(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{a,b}^*(t) dt \quad (3.11)$$

Le signal $x(t)$ est alors représenté par ses coefficients d'ondelettes $TOD(a, b)$ qui permettent de mesurer les fluctuations, à l'échelle "a", du signal $x(t)$.

L'ondelette est translatée et en même temps centrée sur le paramètre b, qui est le point autour duquel l'analyse se fait, a est le paramètre d'échelle qui caractérise de la finisse de l'analyse.

Plus a est grand, plus $\psi a(t)$ est dilatée est donc plus l'analyse se fait sur une large partie de $x(t)$.

Ainsi, de par ses caractéristiques de dilatation et de translation, la transformée en ondelette est représentée dans le plan temps-échelle par une fenêtre variable dont la largeur diminue lorsqu'on se concentre sur les événements de petite échelle (fréquences hautes) ou s'élargit lorsqu'on s'intéresse au comportement à grande échelle (fréquences basses).

Cette capacité d'adaptation en fonction de l'échelle d'analyse permet de considérer la transformée en ondelette comme un microscope mathématique.

Pour une échelle "a" fixée, on peut voir la transformée en ondelettes continue comme un produit de convolution (équation 3.12) :

$$TOC(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{a,b}^*(t) dt = x * \psi_a^* \quad (3.12)$$

Ou l'on à :

$$\psi_a^*(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi^* \left(-\frac{t}{a} \right) \quad (3.13)$$

Comme $\psi(0) = 0$ (car ψ est de moyenne nulle), on peut interpréter $\Psi(\omega)$ comme la fonction de transfert d'un filtre passe-bande.

En utilisant les propriétés de translation et de changement d'échelle de la transformation de Fourier, la transformée de Fourier de $\psi(t)$ peut s'écrire :

$$\Psi_a(\omega) = \sqrt{a} \Psi(a\omega) \quad (3.14)$$

Par conséquent, la convolution dans l'équation 3.12 permet de calculer la transformée en ondelette d'un signal $x(t)$ avec des filtres passe-bande dilatés.

III.3.3.1.2. Reconstruction

Pour la reconstruction du signal, la conservation d'énergie entre la fonction et sa transformée permet d'assurer une reconstruction parfaite. Elle est analogue l'égalité de Parseval pour la transformée de Fourier (TF)

En effet, on dispose d'une formule inverse pour le calcul de la transformée en ondelettes continue [24].

La formule de reconstruction est donnée par :

$$x(t) = \frac{1}{c_\psi} \iint_{-\infty}^{+\infty} TOD(a, b) \psi_{a,b}(t) \frac{da db}{a^2} \quad (3.15)$$

Cette possibilité reste théorique car le calcul n'est possible que numériquement et sa convergence peut-être très lente [24].

III.3.3.2. Transformée en ondelette discrète

La transformée en ondelette discrète (TOD) est essentiellement introduite pour réduire la redondance des coefficients obtenus lors de l'application d'une transformée en ondelette continue (TOC).

III.3.3.2.1. Définition

La transformée continue en ondelettes, définie par l'équation (3.11), est fondée sur une décomposition du signal par des ondelettes dont les paramètres de dilatation de translation sont des variables continues.

Outre, lors du traitement des signaux numériques, une discrétisation des paramètres a et b est nécessaire. En conséquence l'intégrale de l'équation (3.15) exprimant la conservation de l'énergie est elle aussi discrétisée, ce qui pose la question des conditions dans lesquelles l'approximation de cette intégrale sera applicable.

Il est nécessaire de donner une règle sur la discrétisation des pas de dilatation et translation des ondelettes.

A condition de respecter cette règle, la conservation de toutes les informations du signal peut être assurée, ce qui permet d'avoir une expression applicable numériquement de la transformée inverse en tant que série d'ondelettes discrète.

Nous pouvons choisir d'échantillonner le signal en utilisant l'ondelette « comme un microscope » : puisque la taille de l'ondelette varie selon la dilatation, la conservation d'un même pas d'échantillonnage temporel est redondante et inutile.

En basses fréquences, on utiliserait beaucoup d'ondelettes pour représenter peu d'informations, la transformée théorique et donc redondante. De même, puisque la bande de fréquence couverte par l'ondelette est plus large en hautes fréquences, on aura besoin de moins d'ondelettes pour représenter cette bande.

Morlet a proposé de créer des bases de fonctions construites sur le modèle suivant [25] :

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j}t - kb_0) \quad (3.16)$$

Avec

$$a_0 > 1 \text{ et } b_0 > 0 \text{ fixés et } j, k \in Z$$

Cette discrétisation attribue des valeurs à l'échelle a sur une échelle logarithmique avec des paramètres de translation qui lui sont proportionnels :

$$a = a_0^j \text{ et } b = kb_0 a_0^j \quad (3.17)$$

Une gamme d'échelles couramment utilisées est la gamme dyadique, soit $a_0 = 2$ et $b_0 = 1$. On obtient, ainsi, des familles constituées des fonctions de la forme :

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad (3.18)$$

Cependant, on trouve, très souvent dans la littérature, une transformée en ondelettes dyadique

Où seul le paramètre d'échelle est échantillonné selon une suite dyadique $\{2^j\} j \in Z$, et le paramètre b reste une variable continue [30]. Une telle transformée, pour un signal $x(t)$, peut s'écrire en utilisant l'équation (3.12) :

$$TOD(2^j, b) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{2^j} \right) dt \quad (3.19)$$

III.3.3.2.2. Analyse multi-résolution

En 1988, S. Mallat [24] a proposé un algorithme rapide pour calculer les coefficients d'ondelettes. Cet algorithme a été fortement inspiré de l'algorithme pyramidal introduit dans les années 70.

La théorie de la multi-résolution conçoit la transformée en ondelettes discrètes TOD comme une séquence d'application de filtres [24].

En effet chaque signal est constitué des composantes basses fréquences : appelées approximations et des composantes hautes fréquences : appelées détails.

Selon Mallat, nous pouvons séparer les détails et les approximations en faisant appel à une paire de filtre H et G , appelées aussi filtres à miroirs quadratique, qui sont un filtre passe bas et un filtre passe haut complémentaires et dont les réponses impulsionnelles doivent satisfaire certaines conditions.

Le processus de cet algorithme de Mallat à son niveau est illustré dans la figure 3.6.

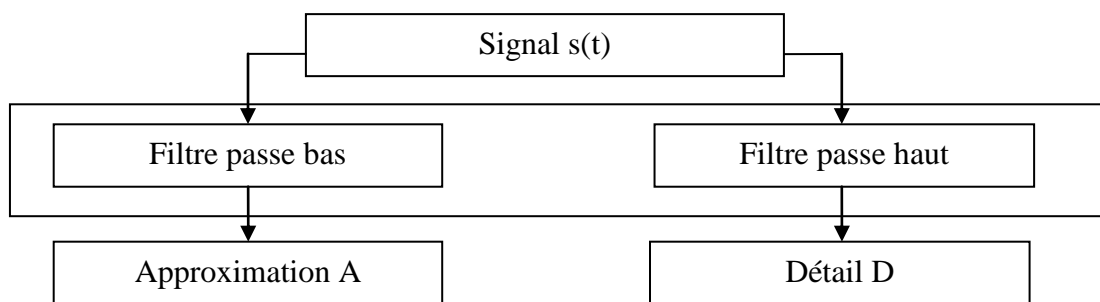


Figure 3.6 : Principe de l'algorithme de Mallat.

Pour passer au niveau suivant de la décomposition, on applique la même opération à l'approximation A_n . le processus est par la suite itéré a chaque fois qu'on obtient une approximation (figure 3.7).

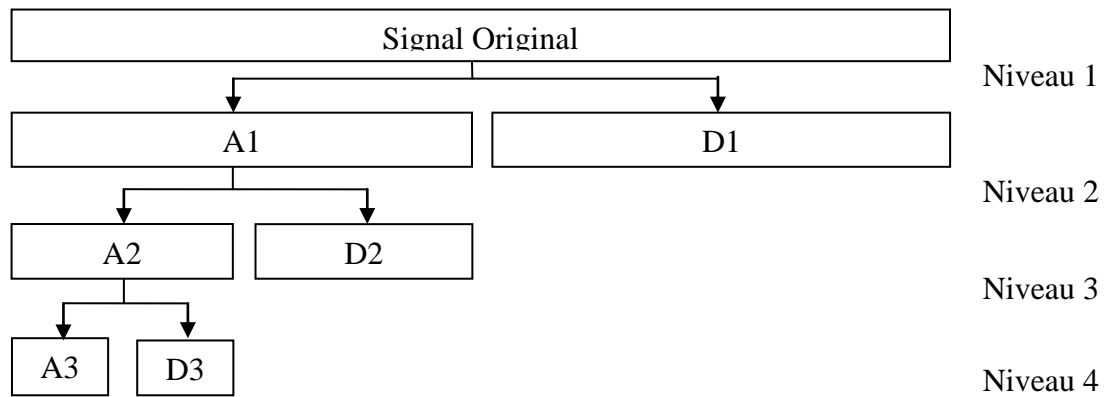


Figure 3.7 : Décomposition par ondelettes.

Le calcul des coefficients se fait donc de manière itérative et hiérarchique. La différence entre une approximation A_n et l'approximation qui la suit A_{N+1} représente le détail D_{N+1} .

Il est évident donc que l'approximation au n^{ieme} niveau est plus riche en terme de contenu informationnel due des approximations des niveaux supérieurs ($> n$).

En effet, si nous supposons que le signal original $x(t)$ contient N échantillons alors nous obtiendrons $2N$ échantillon à la sortie de la cellule constituée par la paire du filtre en miroir quadratique ce problème peut être réglé en introduisant une opération de sous-échantillonnage de facteur 2 après chaque décomposition.

Au dernier niveau de décomposition, nous auront alors 1 coefficient de détail et 1 coefficient d'approximation, ce qui nous donne un total de $N-1$ coefficients de détails et 1 coefficient d'approximation.

III.3.4. Familles d'ondelette

Avant de détailler quelques familles d'ondelettes usuelles, nous dressons dans le tableau suivant tableau 3.1 la liste de quelques unes de ces familles, avec les abréviations associées.

[35] sont alors possibles. Les ondelettes sans filtre, en revanche, sont utiles pour la transformée en ondelettes continues.

En général, les ondelettes à support compact n'ont pas de forme analytique (c'est-à-dire : on sait comment calculer la fonction, mais on ne peut pas l'exprimer avec une formule mathématique).

III.3.4.1. Ondelette de Daubechies

Cette famille d'ondelettes (dbN) à paramètre, due à I. Daubechies [36], 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 le 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 (figure 3.8) :

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

La fonction d'échelle associée est la fonction échelon :

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

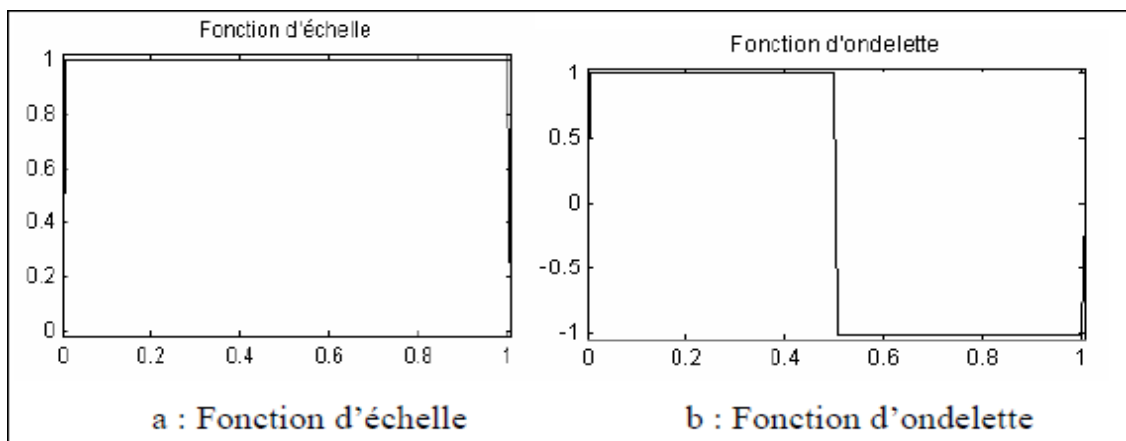


Figure 3.8 : La fonction d'échelle et la fonction d'ondelette de *Haar*.

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

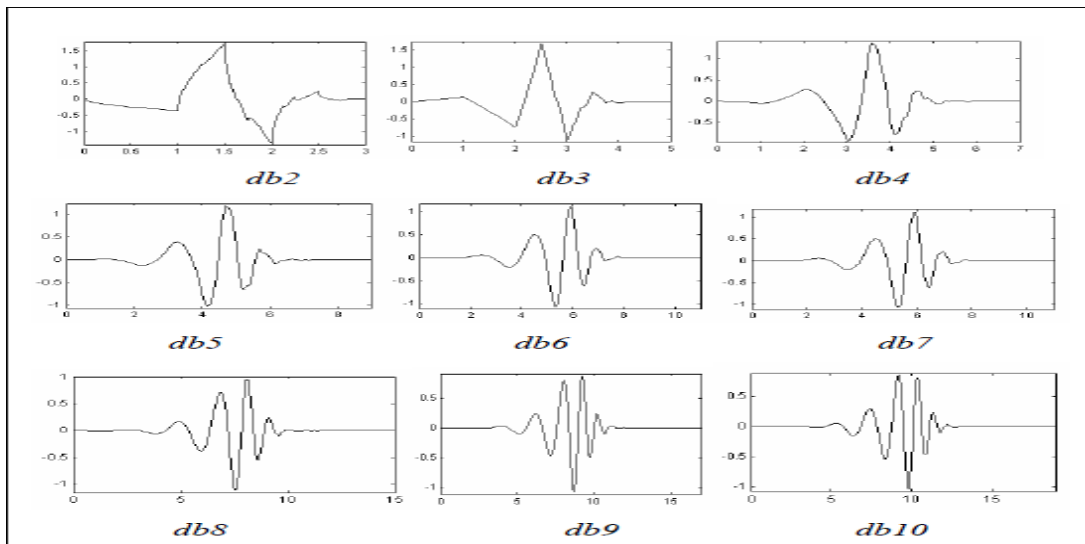


Figure 3.9 : Les ondelettes de Daubechies.

Cette famille d'ondelettes possède les propriétés suivantes :

- Le support des ψ et de φ 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 les deux type d'ondelettes $db4$ et $db8$, on trouve dans les figures (3.10 et 3.11) en plus de l'ondelette, la fonction d'échelle et les quatre filtres associés (deux pour la décomposition, deux pour la reconstruction).

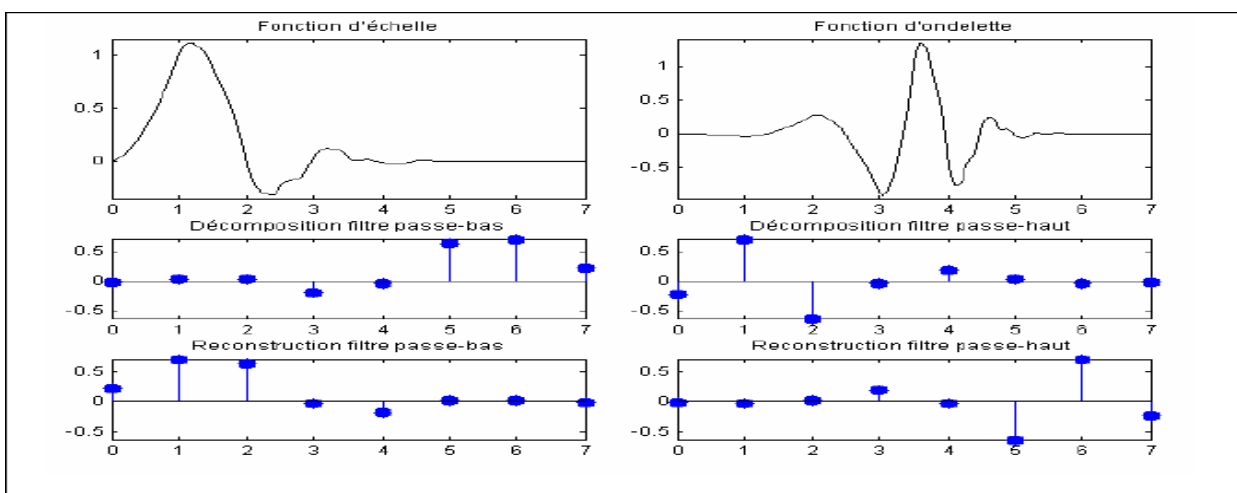


Figure 3.10 : Ondelettes de Daubechies ($db4$).

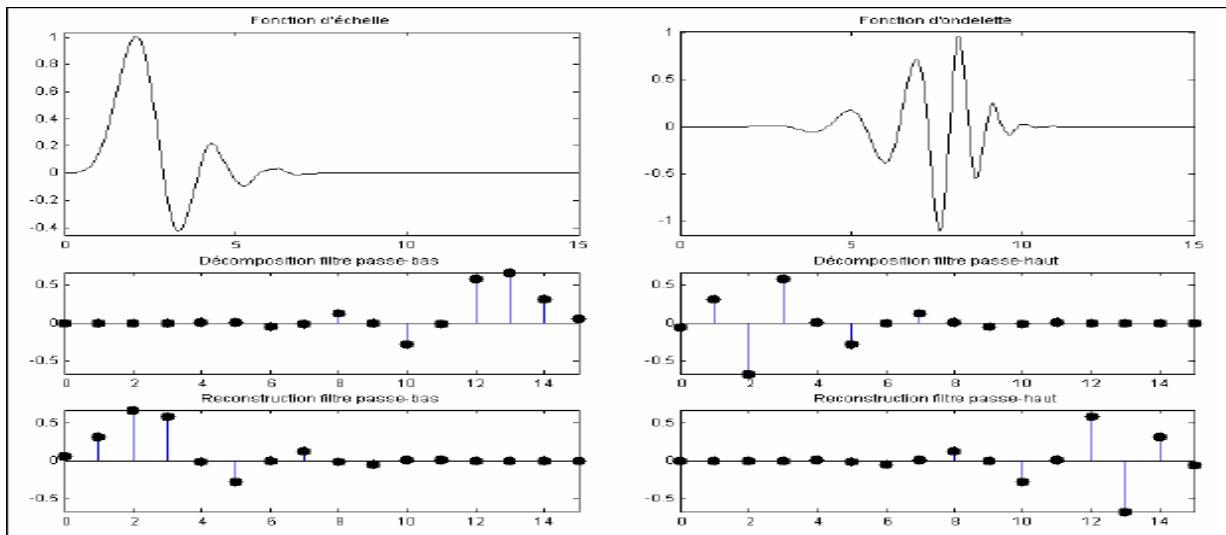


Figure 3.11 : Ondelettes de Daubechies (*db8*)

III.3.4.2. 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 3.12 [36]. De plus, pour deux d'entre elles (*sym4* et *sym8*), on trouve dans les figure (3.13 et 3.14) en plus de l'ondelette, la fonction d'échelle et les quatre filtres associés (deux pour la décomposition, deux pour la reconstruction).

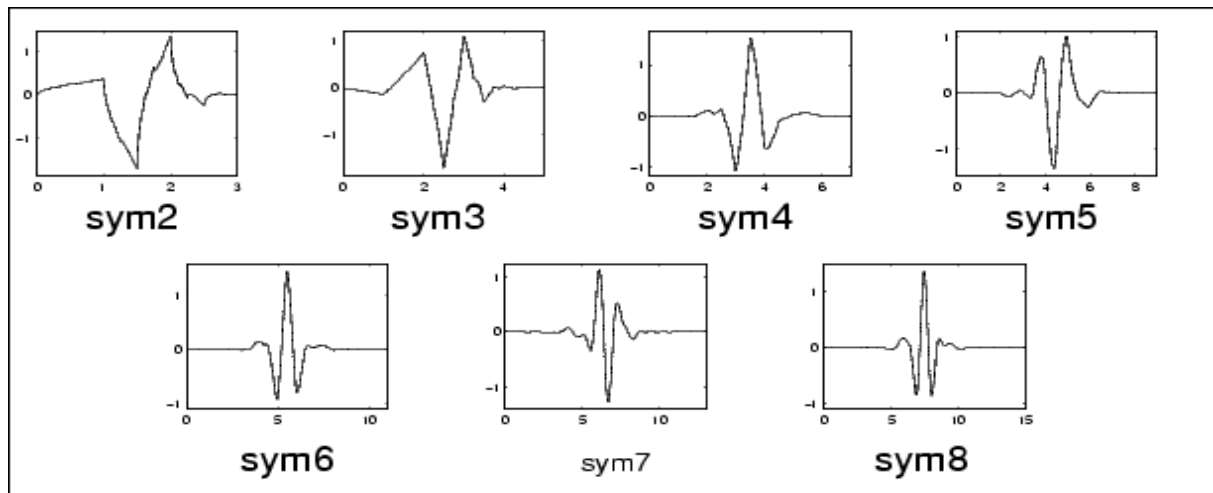


Figure 3.12 : Les ondelettes de symlets.

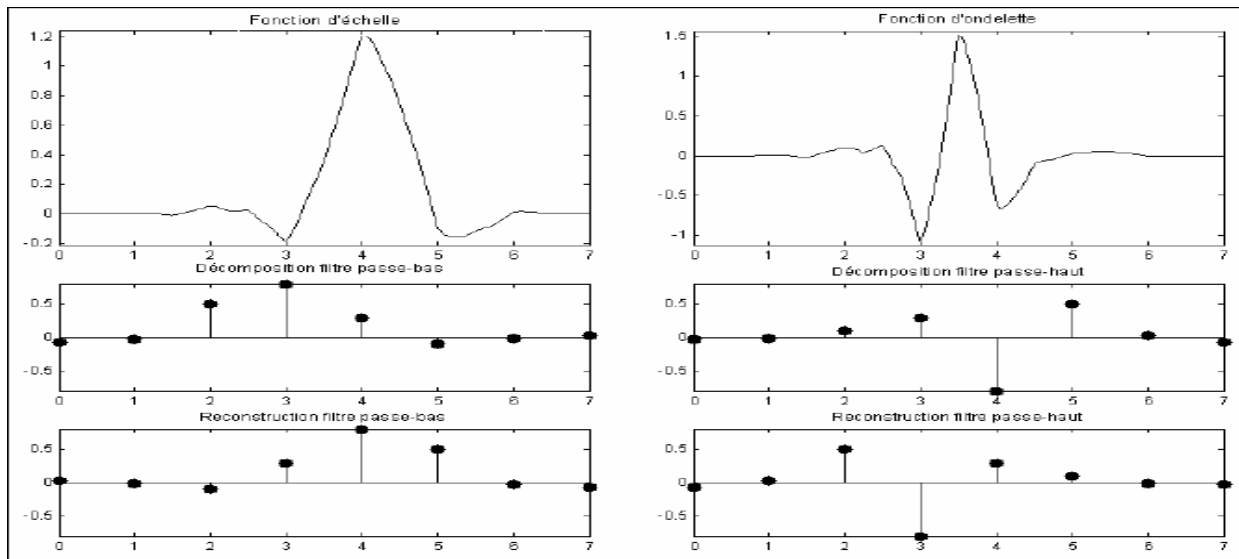


Figure 3.13 : Ondelettes de Symlets (*sym4*).

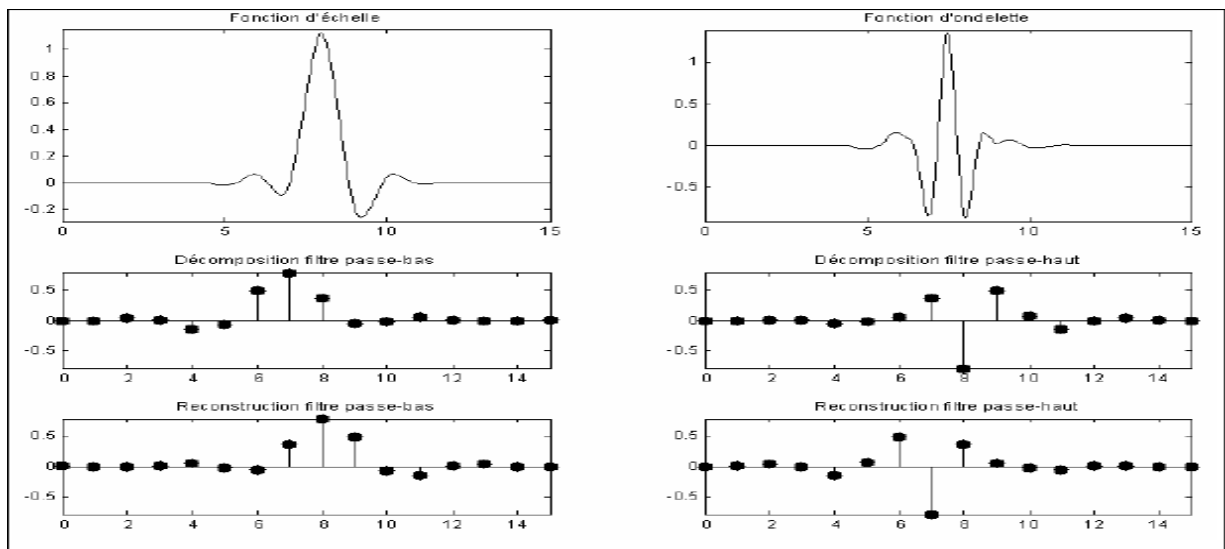


Figure 3.14 : Ondelettes de Symlets (*sym8*).

III.3.4.3. Ondelettes de Coiflets

Construite par I. Daubechies sur la demande de R. Coifman [36], 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 $2N$ moment nuls.

Les deux fonctions ψ et φ ont un support de longueur $6N-1$. Les Coiflets d'ordre 1 à 5 sont représentée à la figure 3.15.

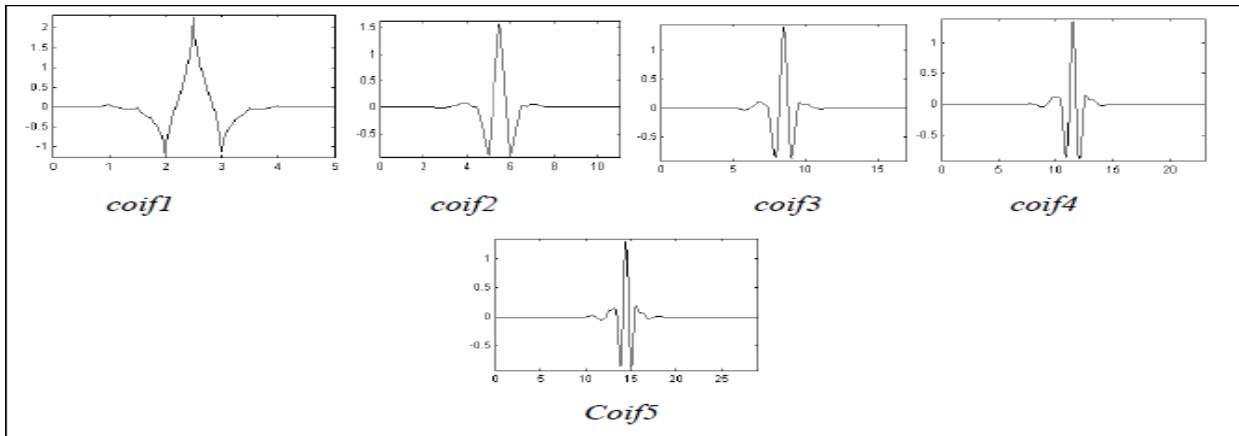


Figure 3.15 : Les ondelettes de Coiflets.

Pour deux d'entre elles (*coif3* et *coif5*), on trouve dans les figures (3.16 et 3.17) l'ondelette, la fonction d'échelle et les quatre filtres associés.

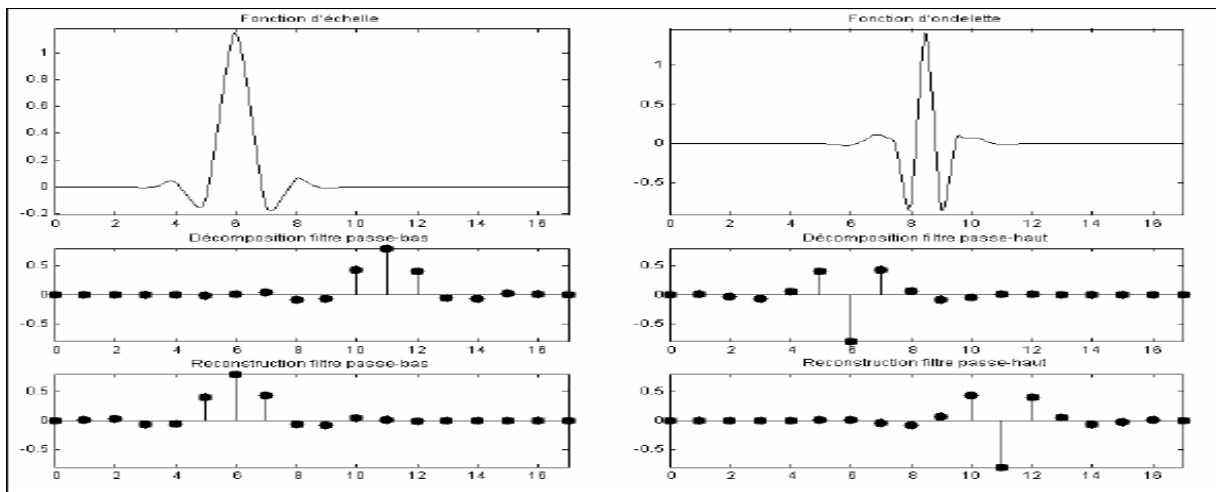


Figure 3.16 : Ondelettes de Coiflets (*coif3*).

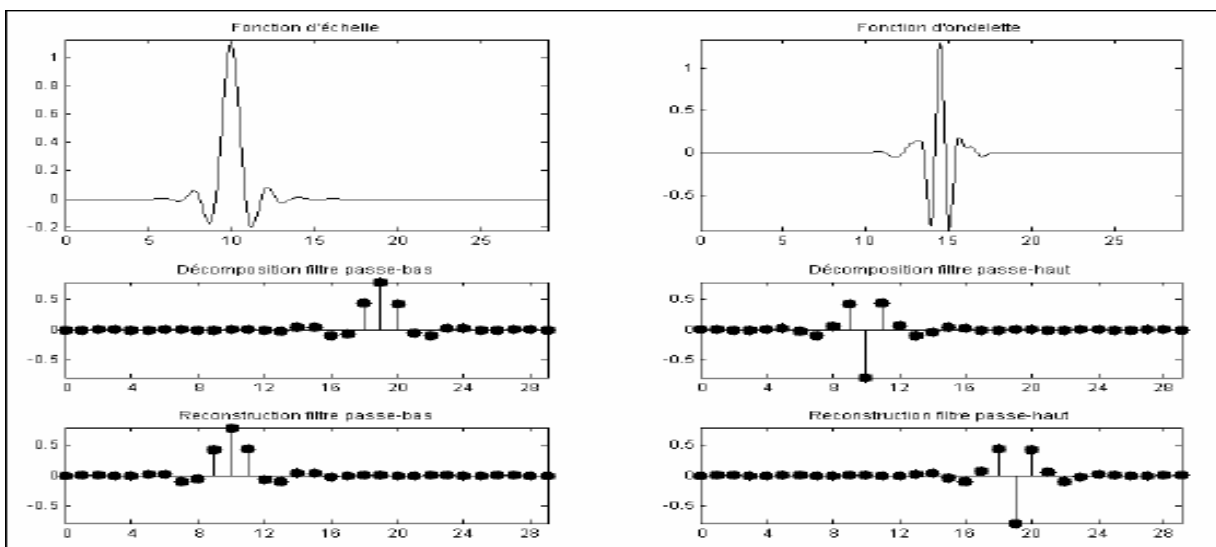


Figure 3.17 : Ondelettes de Coiflets (*coif5*).

III.4. Conclusion

Les ondelettes sont considérées comme une découverte importante en mathématiques appliqués. Dans plusieurs domaines d'applications où l'analyse de Fourier était habituellement utilisée. Les ondelettes ont proposé une voie alternative souvent mieux adaptée à la nature des phénomènes étudiés.

L'étude approfondie qui a été menée dans ce chapitre a permis de mieux cerner les bases théoriques, les propriétés et les caractéristiques de la transformée en ondelettes, et mieux apprécier leurs avantages ainsi que leurs inconvénients dans l'analyse des signaux en général, et le signal ECG en particulier.

Dans le chapitre suivant, l'application de la transformé en ondelettes pour le débruitage du signal ECG est effectuée, elle constitue une première utilisation dans ce mémoire.

Chapitre VI

Simulation Et

Résultats

IV.1. Introduction

La contamination des signaux biomédicaux tel que ECG, EEG, EMG par des bruits aléatoires est causée principalement par deux facteurs : facteurs internes et facteurs externes. Parmi les facteurs internes on peut citer les interactions mutuelles entre ces signaux eux-mêmes, les variations chimiques dans le corps humain, etc... les causes externes sont dues principalement à l'opération d'acquisition et d'enregistrement comme par exemple l'introduction des erreurs de quantifications et de conversions et les bruits thermiques des composants électroniques.

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), le filtre médian et filtre S-Golay.

IV.2. Simulation et résultats

IV.2.1. Principe de la simulation

Nos programmes sont développés sous le logiciel Matlab7.9. On a commencé avant le test des méthodes utilisées par l'ajout d'un bruit additif de type blanc gaussien, comme le montre la figure 4.1.

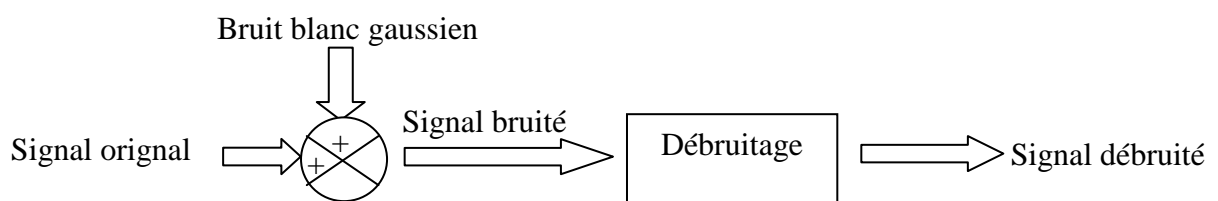


Figure 4.1 : Schéma bloc de bruitage et de débruitage.

IV.2.2. Signaux de tests réels

Les signaux ECG utilisés dans notre application sont obtenus à partir de la base de données « ARRYTHMIA » de l'université Américaine MIT (Massachusetts Institute of Technologie) [37]. Cette base de données contient des signaux biomédicaux de toute sorte d'ECG, EMG, EEG, etc...

Les signaux ECG utilisés sont 100.dat, 101.dat, 102.dat, 103.dat, 107.dat, 117.dat, 232.dat. La durée prise pour chaque signal est 30 minutes.

IV.2.3. Critères de qualité

IV.2.3.1. Rapport signal sur bruit

En abrégé SNR (Signal to Noise Ratio), c'est le rapport signal sur bruit exprimé en dB. Si la puissance du bruit additif est faible par rapport à la puissance du signal, cela implique qu'on va obtenir une bonne qualité du signal qui est affecté par ce bruit. Mathématiquement, le SNR est défini par :

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

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 :

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

Où x représente le signal ECG sain. x_d est le signal ECG filtré (débruité), x_n le signal ECG bruité.

IV.2.3.2. Erreur quadratique moyenne

En abrégé MSE (Mean Square Error), c'est un autre critère qui nous donne une mesure du module de l'erreur. Si l'erreur est grande le MSE sera alors grand. Alors, plus le MSE est petit, plus notre approximation est bonne. Le MSE est donnée par l'expression suivante :

$$MSE = \frac{\sum_i (x_n(i) - x(i))^2}{N} = \frac{\sum_i e^2_i}{N} \quad (4.4)$$

IV.2.4. Débruitage par ondelette

La structure de décomposition du signal à débruiter comprend les règles de sélection de seuil. La chaîne Tptr permet de choisir soit entre le principe de "Rigrsure" de Stein's Unbiased Risk, "Sqrtwolog", "Minimaxi" ou soit "Heursure". Le principe de l'option 'Sqrtwolog' nécessite le calcul du seuil universel $\sqrt{2 * \log(.)}$. Le paramètre 'Minimaxi' est utilisé pour le seuillage minimax. La variante 'Sorh' (soft ou hard) fixe le type de seuillage doux ou dur. 'Scal' définit le réajustement de seuil multiplicatif : "One" pour aucun rééchelonnement, "Sln" pour le rééchelonnement en utilisant une estimation unique de niveau de bruit en fonction des coefficients de premier niveau, "Mln" pour le rééchelonnement effectué en fonction du niveau estimation du bruit de niveau. Les transformées en ondelettes est effectuée au niveau "N" et "nom de famille" est une chaîne qui comprend le type de l'ondelette mère.

Il existe plusieurs types d'estimateurs par seuillage. Nous pouvons d'abord distinguer les seuillage dur et seuillage doux.

- ❖ **Seuillage dur ou (hard thresholding)** : est celui qui est le plus " intuitif ". On se fixe un seuil $T > 0$. On ne conserve que les coefficients d'ondelettes supérieurs à T et on met à zéro les autres [38-40].

$$d_m(x) = p_T(x) = \begin{cases} x & \text{si } |x| > T \\ 0 & \text{si } |x| \leq T \end{cases} \quad (4.5)$$

Nous aurons donc le seuillage suivant :

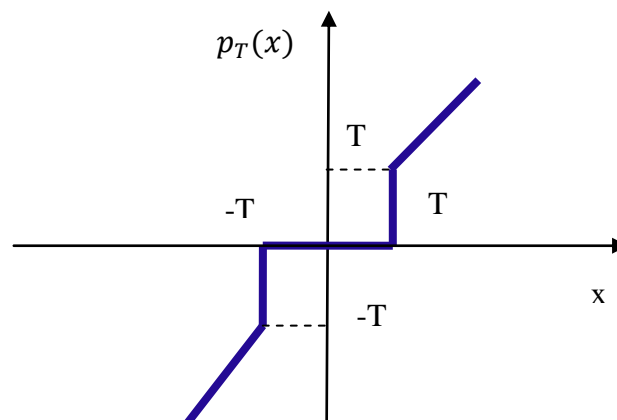


Figure 4.2 : courbe du seuillage dur.

- ❖ **Seuillage doux ou (soft thresholding)** : dans le cas du seuillage dur, on met toujours à zéro les coefficients inférieurs à un seuil T . Par contre, pour ceux supérieurs à T , on atténue l'amplitude des coefficients par la valeur du seuil afin de s'assurer d'avoir enlever l'effet du bruit même pour les forts coefficients [38-40].

$$d_m(x) = p_T(x) = \begin{cases} x - \text{sign}(x)T & \text{si } |x| > T \\ 0 & \text{si } |x| \leq T \end{cases} \quad (4.6)$$

Dans ce cas, la fonction de seuillage p_T est continue :

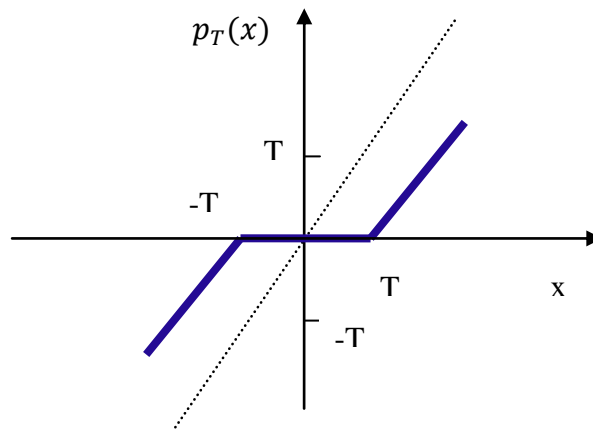


Figure 4.3 : courbe du seuillage doux.

Afin d'obtenir les meilleurs résultats, on doit bien choisir certains paramètres utilisés lors du débruitage par décomposition en ondelette, à savoir :

- Type de l'ondelette mère.
- Niveau de décomposition.
- Seuil (ou méthode de seuillage).

IV.2.4.1. Choix du type d'ondelette mère

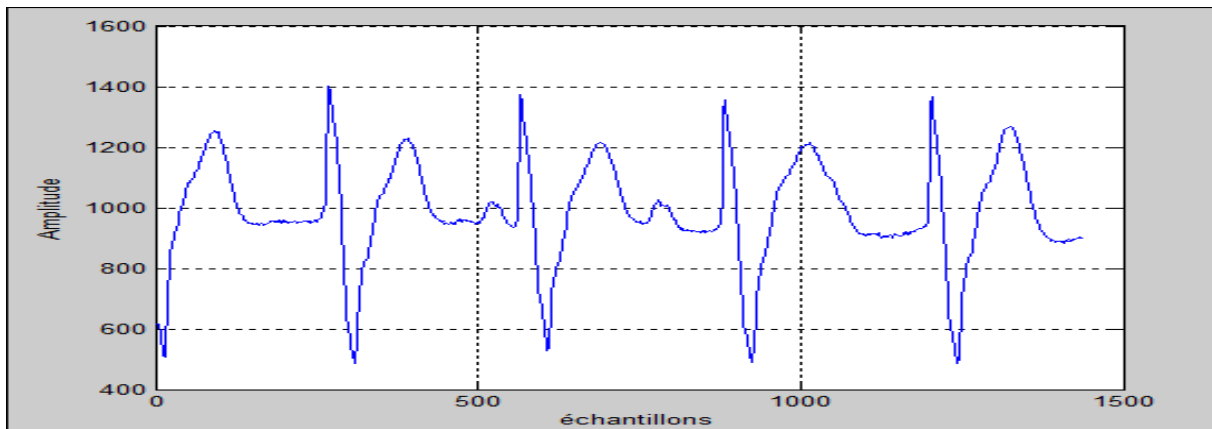
Dans cette section, le SNR d'entrée a été fixé par 20 dB. Les paramètres T_{ptr} , S_{orh} et S_{cal} ont été choisis arbitrairement par "Rigrsure", "Soft" et "mln" respectivement. Pour le premier niveau de décomposition ($N=1$), plusieurs types d'ondelettes mères selon quatre grandes familles, Daubechies, Symlets, Biorthogonal et Coiflets, sont utilisés. Les valeurs des SNR de sortie pour le signal ECG 107.dat sont résumées dans le tableau 4.1.

Famille d'ondelette	Daubechies			Symlets			Biorthogonal			Coiflets		
	Db3	Db5	Db9	Sym3	Sym5	Sym8	Bior1.1	Bior3.5	Bior6.8	Coif1	Coif2	Coif5
SNR de sortie (dB)	24	23.50	24.13	23.66	23.87	23.29	23.66	23.85	23.93	23.66	23.45	23.86

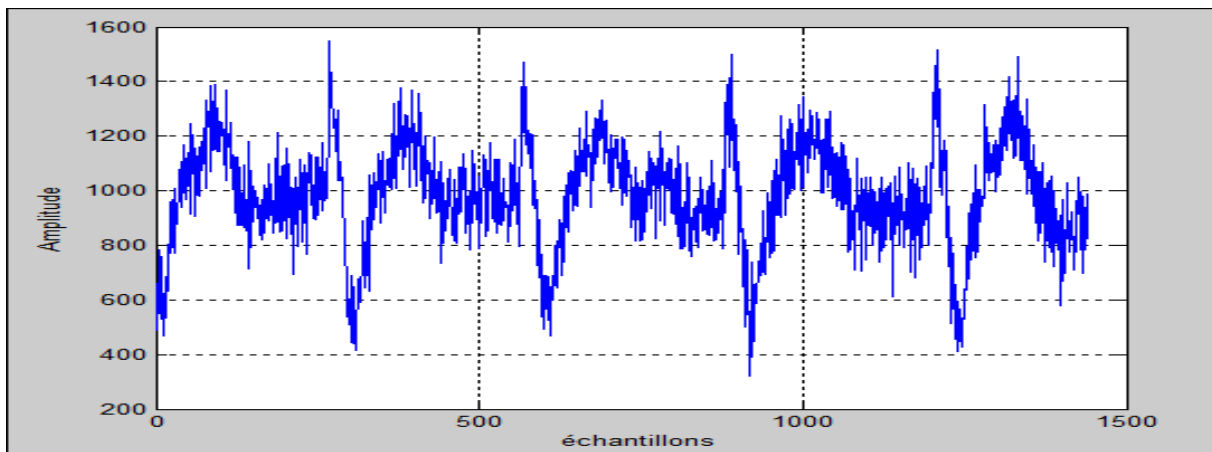
Tableau 4.1 : Influence du type d'ondelette sur le SNR de sortie.

On constate d'après le tableau 4.1 que le type d'ondelette influe sur les résultats. La meilleure ondelette qui permet de minimiser l'effet des bruits sur le signal ECG est l'ondelette

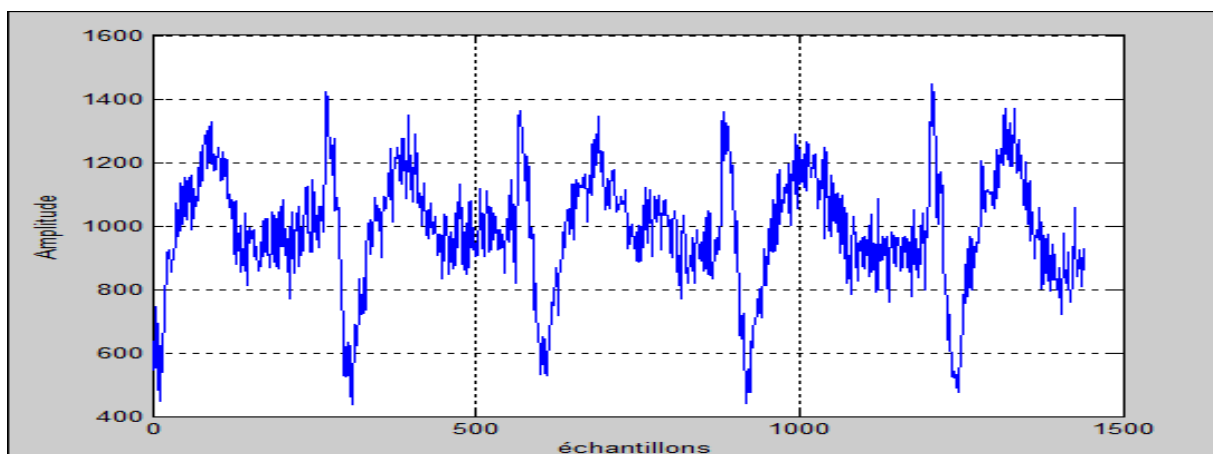
db9. Les allures du signal 107.dat original, signal bruité avec un SNR 20 dB et débruité avec un SNR de sortie 24.13 dB sont présentées dans la figure 4.4.



(a) Signal ECG original.



(b) Signal bruité, SNR=20 dB.



(c) Signal débruité, SNR=24.13 dB.

Figure 4.4 : Résultats de débruitage d'un signal ECG 107.dat par l'ondelette "db9".

IV.2.4.2. Choix du niveau de décomposition

Les paramètres T_{ptr} , S_{orh} et $Scal$ ont été maintenus, l'ondelette mère est « db9 ». Pour plusieurs niveaux de décomposition N (1 jusqu'à 7), on aura les résultats du tableau 4.2.

N	1	2	3	4	5	6	7
SNR de sortie (dB)	24.14	26.54	27.93	<u>29.88</u>	28.12	23.88	17.66

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

Le tableau 4.2 montre que le meilleur niveau de décomposition est le niveau 4 puisqu'il fournit un SNR de sortie de 29.88 dB pour un SNR d'entrée de 20 dB. Par la suite le niveau de décomposition sera fixé à 4.

IV.2.4.3. Choix de la méthode de seuillage

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

Scal	One	Sln	Mln
SNR de sortie (dB)	20.76	28.58	<u>29.91</u>

Tableau 4.3 : Résultats de SNR de sortie 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 29.91db pour un SNR d'entrée de 20db.

b) Les paramètres T_{ptr} a été choisi arbitrairement par "Rigrsure" et $Scal$ est représenté par "mln" respectivement. Le niveau de décomposition ($N=4$) et 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]	<u>30.23</u>	24.66

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

Ce tableau montre que le seuillage Soft fournit un SNR de sortie de 30.23 dB pour un SNR d'entrée de 20 dB. Par contre le seuillage Hard donne un SNR de sortie de 24.66 dB. Par la suite c'est le seuillage Soft qui est utilisé.

c) Les résultats correspondants aux quatre variantes de T_{ptr} sont résumés dans le tableau 4.5.

Tptr	Rigrsure	Heursure	Sqtwolog	Minimaxi
SNR de sortie (dB)	30.31	29.35	29.08	29.66

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

On constate d'après le tableau 4.5 que la méthode de seuillage Tptr influe sur les résultats. Le meilleur paramètre qui permet de minimiser l'effet des bruits sur le signal ECG est le "Rigrsure".

Le tableau suivant présente les résultats obtenus, en utilisant les paramètres optimaux déjà étudiés, pour des SNR d'entrée entre 0 et 40 dB.

SNR d'entrée (dB)	0	5	10	15	20	25	30	35	40
SNR de sortie (dB)	12.59	16.78	21.01	26.37	29.80	33.52	37.23	40.39	45.28

Tableau 4.6 : Résultats de débruitage par DWT.

Autre signaux ECG, de la base de données citée, ont été utilisés à savoir : 100.dat, 101.dat, 102.dat, 103.dat, 107.dat, 117.dat et 232.dat. Le tableau 4.7 expose les résultats des SNR obtenus pour ces signaux en utilisant la DWT.

Signal	SNR d'entrée (dB)								
	0	5	10	15	20	25	30	35	40
100. dat	9.93	15.74	19.85	23.03	27.03	31.78	35.14	38.94	44.83
101. dat	9.25	14.37	19.35	23.08	27.57	31.40	35.08	39.28	44.28
102. dat	9.84	16.16	20.06	24.55	28.64	32.90	36.22	40.51	44.35
103. dat	9.05	14.82	18.60	23.14	27.46	32.10	35.84	39.90	44.05
107. dat	12.59	16.78	21.01	26.37	29.80	33.52	37.23	40.39	45.28
117. dat	11.18	15.82	21.52	25.83	29.85	33.18	37.53	41.37	45.22
232. dat	9.95	15.52	20.21	25.22	28.88	33.39	37.07	40.02	44.29

Tableau 4.7 : Valeurs des SNR de sortie du débruitage des quelques signaux par DWT.

Ce tableau montre que le filtre DWT peut être adapté à tous les signaux ECG. Ainsi, on peut améliorer le SNR d'un minimum de 9.05 dB pour le SNR d'entrée 0 jusqu'à 4.05 db pour le SNR de sortie 40 dB.

IV.2.5. Débruitage par filtre Médian

Le débruitage par filtre Médian a été appliqué aussi à quelques signaux ECG. Le tableau 4.8 donne les résultats obtenus pour la simulation du débruitage par filtre Médian du signal 107.dat. Le SNR de sortie dépend du SNR d'entrée et de l'ordre du filtre Médian utilisé.

Ordre	SNR d'entrée (dB)								
	0	5	10	15	20	25	30	35	40
3	4.06	9.23	14.16	19.33	23.75	29.04	33.98	38.33	43.36
5	5.72	10.48	16.40	21.03	25.94	30.54	35.51	39.62	43.35
7	7.52	11.97	17.18	22.64	27.23	31.70	36.15	39.68	43.41
9	8.91	13.61	18.32	22.81	27.95	32.80	36.63	40.35	42.08
11	9.24	14.99	19.19	24.07	28.13	32.72	36.52	39.31	41.00

Tableau 4.8 : Débruitage par filtre Médian.

Pour mieux voir l'influence de l'ordre du filtre sur le SNR de sortie, nous avons visualisé la courbe du SNR de sortie en fonction du SNR d'entrée pour les ordres 3 et 11 dans la figure 4.5.

On remarque que l'ordre 11 améliore les résultats pour les SNR d'entrée jusqu'à 36 dB. Nous avons besoin surtout du débruitage des signaux pour les SNR inférieurs à 30 dB. On peut dire que l'ordre 11 est plus performant que les autres ordres.

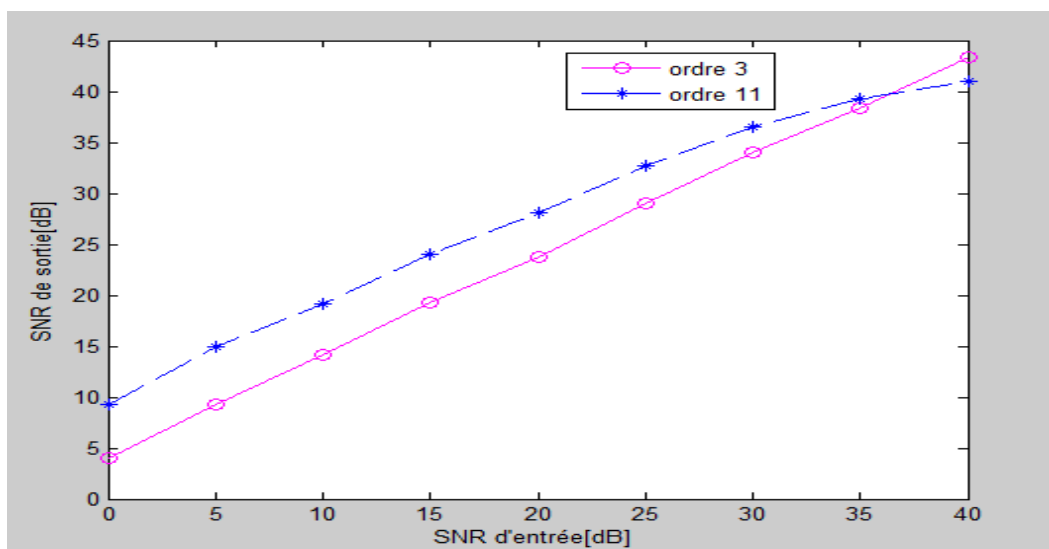
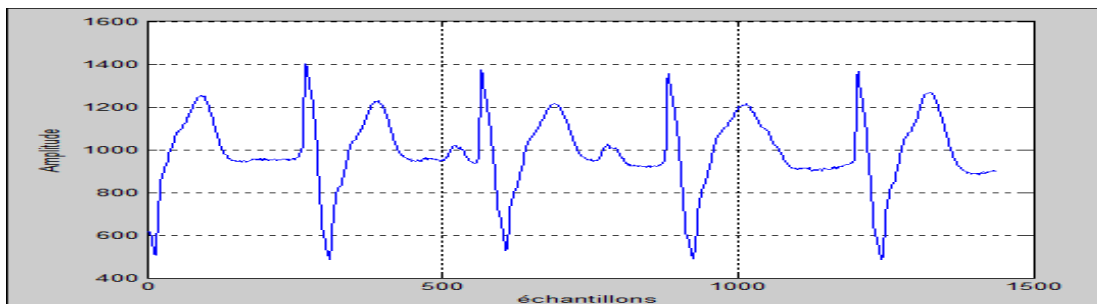
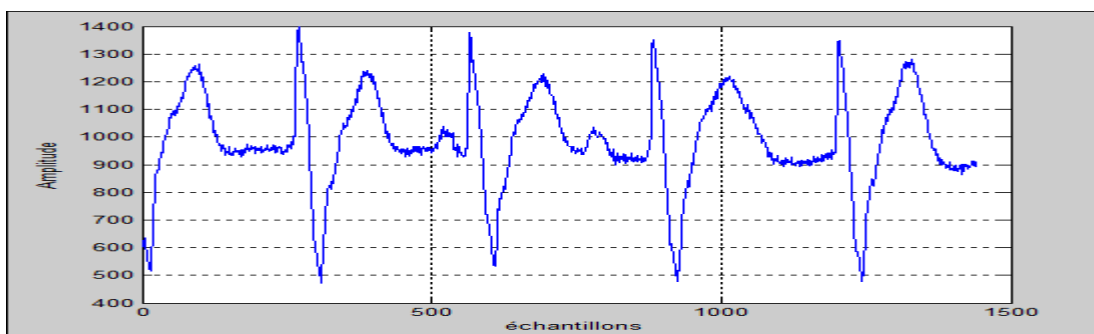


Figure 4.5 : Résultats de débruitage par filtre Médian pour les ordres 3 et 11.

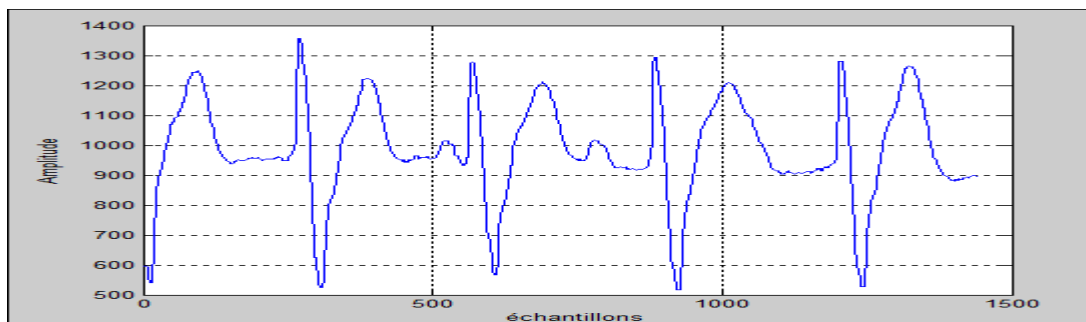
La figure 4.6 montre la qualité visuelle du signal ECG 107.dat bruité pour un SNR d'entrée de 40 dB et débruité pour obtenir un SNR de sortie de 41 dB. Le résultat montre une grande efficacité du filtre Médian.



(a) Signal ECG 107.dat original.



(b) Signal ECG bruité,SNR=40 dB.



(c) Signal ECG débruité,SNR=41 dB.

Figure 4.6 : Résultats de débruitage d'un signal ECG par filtre Médian (ordre 11).

Le tableau 4.9 résume les résultats obtenus pour les signaux ECG de test déjà cités. Les améliorations en SNR sont au minimum 3.36 dB et 0.51 dB pour les SNR d'entrée 0 db et 40 dB respectivement.

Signal	SNR d'entrée (dB)								
	0	5	10	15	20	25	30	35	40
100. dat	4.77	9.83	14.68	19.26	24.34	29.27	34.32	38.27	41.69
101. dat	3.36	7.78	13.10	17.81	23.41	28.04	32.50	37.29	40.51
102. dat	5.23	9.82	14.87	20.00	25.52	30.27	34.12	38.35	40.77
103. dat	5.15	9.60	14.72	19.66	23.70	29.02	33.98	37.58	42.17
107. dat	7.52	11.97	17.18	22.64	27.23	31.70	36.15	39.68	43.41
117. dat	5.98	11.40	16.98	21.48	26.97	30.79	35.69	40.34	43.52
232. dat	5.40	9.95	14.79	20.40	25.10	30.66	34.95	38.77	43.35

Tableau 4.9 : Débruitage des quelques signaux par filtre Médian.

IV.2.6. 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.

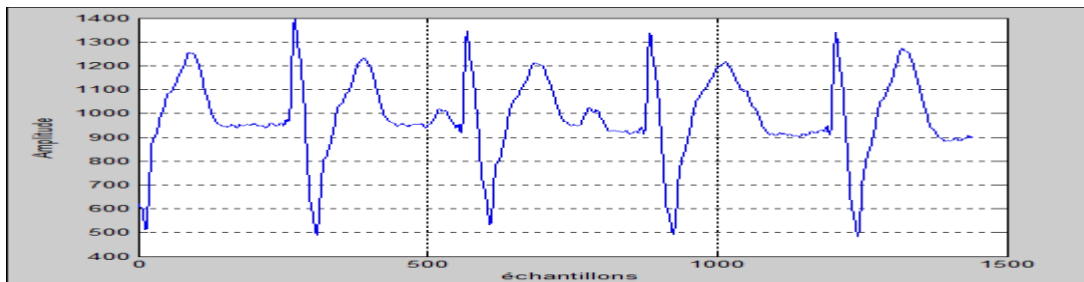
Donc, deux paramètres sont utilisés pour simuler le débruitage par le filtre de S-Golay à savoir : la taille de la fenêtre et l'ordre du filtre. Le tableau 4.10 résume les résultats obtenus pour les fenêtres 17, 21, 31 et 41. Les ordres utilisés sont 10, 11, 12 et 16.

Fenêtre	Ordre	SNR d'entrée (dB)									SNR de sortie moyen (dB)
		0	5	10	15	20	25	30	35	40	
41	10	8.03	12.42	17.25	22.96	27.21	32.58	36.49	39.56	41.24	26.42
	11	8.35	13.89	18.29	23.02	28.10	32.47	36.35	39.56	41.40	26.83
	12	7.36	12.30	17.10	22.27	27.53	32.09	36.83	40.45	42.50	26.49
	16	6.39	11.18	16.08	21.16	25.63	31.21	35.36	40.22	44.24	25.72
31	10	6.80	12.02	16.69	22.00	26.99	31.40	36.54	40.33	43.33	26.23
	11	6.59	11.84	16.71	20.92	26.76	31.37	36.38	40.82	43.26	26.07
	12	6.33	10.89	16.36	21.24	26.44	31.21	36.01	40.36	44.49	25.93
	16	4.98	9.97	14.70	19.65	24.51	29.87	35.06	39.69	44.41	24.76
21	10	5.11	10.12	14.93	19.28	25.20	30.20	34.95	39.38	44.64	24.87
	11	4.69	10.23	15.31	20.21	24.85	29.69	35.08	39.70	44.47	24.91
	12	4.20	9.33	14.57	19.23	24.15	29.77	34.05	38.90	44.40	24.29
	16	2.55	7.52	12.81	17.77	22.76	27.58	32.46	37.65	42.78	22.65
17	10	3.58	8.97	13.99	19.19	23.61	28.78	34.25	39.27	44.26	23.99
	11	3.80	8.77	13.68	18.97	23.74	28.69	33.46	38.67	43.41	23.69
	12	2.96	7.92	12.69	17.73	23.08	28.05	33.25	37.99	42.95	22.96
	16	0.65	5.64	10.77	15.89	20.57	25.66	30.65	35.90	40.52	20.69

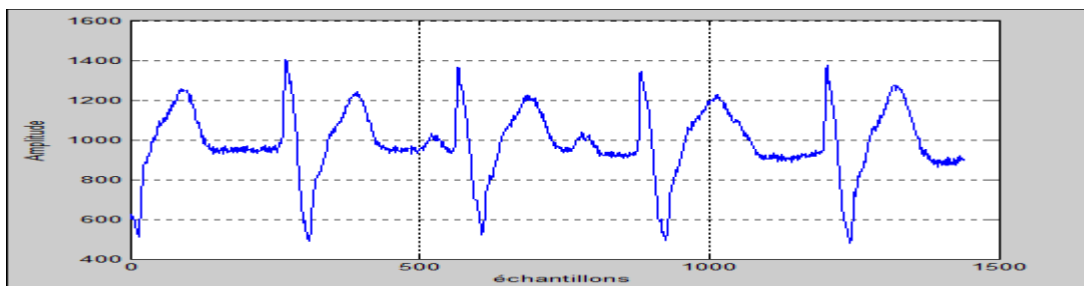
Tableau 4.10 : Résultats de SNR de sortie mesurer par filtre Savitzky-Golay.

Les résultats montrent que si la taille de la fenêtre augmente, les SNR de sorties augmentent. Ce qui signifie que la meilleure taille de fenêtre est 41. D'après le tableau 4.8, le meilleur SNR de sortie moyen est celui de l'ordre 11. Ces deux paramètres seront utilisés pour une évaluation ultérieure du filtre de S-Golay.

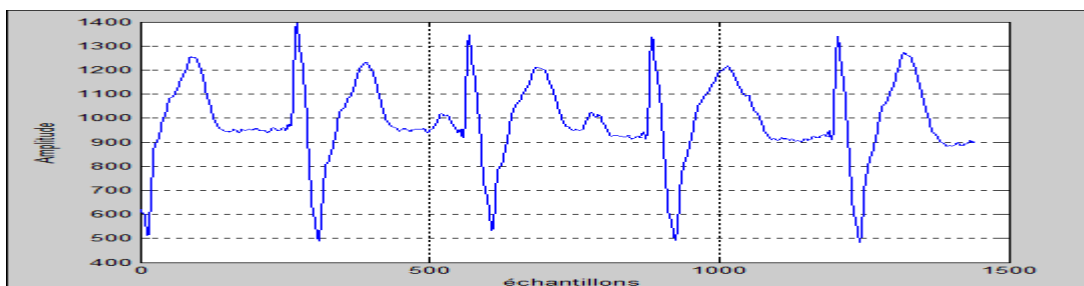
La figure 4.7 illustre les formes du signal original, bruité avec un SNR de 40 dB et débruité avec SNR égal à 41.40 dB pour le signal 107.dat.



(a) Signal ECG original.



(b) Signal ECG bruité, SNR=40 dB.



(c) Signal ECG débruité, SNR=41.40 dB.

Figure 4.7 : Résultats de débruitage d'un signal ECG 107.dat par filtre S-Golay.

De la même manière que les filtres précédents, le filtre S-Golay a été appliqué à l'ensemble des signaux de test pour une éventuelle comparaison (tableau 4.11). Pour un SNR d'entrée 0 dB, on a eu une amélioration 1.90 dB et pour un SNR d'entrée 40 dB on a obtenu 1.18dB de plus.

Signal	SNR d'entrée (dB)								
	0	5	10	15	20	25	30	35	40
100. dat	3.39	7.95	13.39	18.38	23.51	28.46	33.20	37.75	42.71
101. dat	1.90	6.67	11.35	17.00	21.87	26.68	31.35	36.85	41.18
102. dat	2.95	8.80	13.69	18.92	23.59	28.81	33.67	37.95	42.31
103. dat	3.27	8.17	13.31	18.22	23.38	28.17	32.53	38.14	42.56
107. dat	8.35	13.89	18.29	23.02	28.10	32.47	36.35	39.56	41.40
117. dat	5.25	10.69	15.05	20.36	25.20	30.37	35.41	40.46	44.95
232. dat	3.91	8.45	13.94	18.90	23.93	28.37	33.49	38.38	43.40

Tableau 4.11 : Débruitage des quelques signaux ECG par filtre S-Golay.

IV.2.7. Comparaison des résultats

Dans cette section, on va essayer de faire une comparaison entre les résultats de débruitage obtenus des trois filtres DWT, Médian et S-Golay. Comme critères, nous proposons d'utiliser le rapport signal sur bruit (SNR) et le facteur d'amélioration Imp (Improvement). Pour des SNR d'entrée entre 0 et 40 dB, on aura les Imp (dB) la figure 4.8.

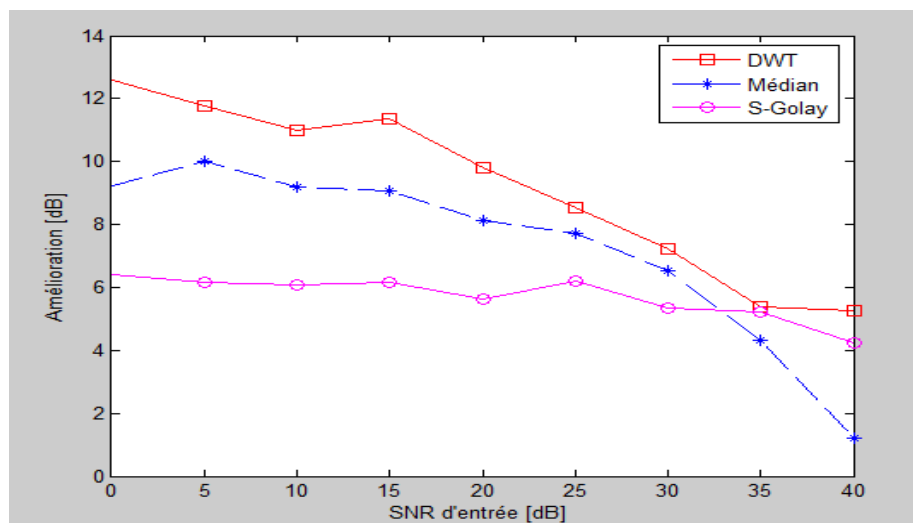


Figure 4.8 : Comparaisons entre les trois filtres proposées.

On constate d'après la figure 4.8, que le filtre de S-Golay est déconseillé pour les signaux ECG. Par contre pour les deux autres filtres, chaque filtre est performant dans une région particulière. Les transformées en ondelettes sont efficaces pour les signaux dont le SNR est inférieur à 35 dB, tandis que le filtre Médian est proposé pour les SNR supérieurs à 35 dB.

IV.3. Conclusion

Dans ce dernier chapitre nous avons donné des alternatives pour le débruitage des signaux ECG, à savoir la transformée en ondelette (DWT), le filtre Médian et le filtre S-golay. Les résultats de simulation suggèrent de ne pas appliquer le filtre S-Golay, le fait qu'il fournit des SNR de sortie plus faible que pour les deux autres filtres. Les comparaisons ont montré aussi la supériorité de la méthode de DWT pour des paramètres bien choisis par rapport au filtre Médian pour les faibles SNR inférieurs à 35 dB. Au delà de cette valeur, c'est le filtre Médian qui est le plus performant avec un ordre bien choisi.

Conclusion

Générale

Conclusion générale

Un signal électrocardiogramme est une description électrique de l'activité 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.

Les travaux présentés dans ce mémoire, ont pour but principal de :

- ✓ Fixer la problématique du mémoire.
- ✓ Avoir des généralités sur les signaux électrocardiogrammes (ECG).
- ✓ Mise en œuvre de quelques techniques existantes.
- ✓ Avoir des notions générales sur les transformées en ondelettes discrètes (TOD).
- ✓ Comparaisons entre quelques filtres.

Dans ce travail, la tâche principale c'était le débruitage des signaux ECG, en utilisant la transformée en ondelette.

Le résultat du travail sur ce sujet a été l'implémentation d'une méthode de débruitage qui repose sur les propriétés statistiques de la TOD du signal ECG. Quelques paramètres des filtres proposés ont été testés pour décider le choix optimal de ces derniers afin d'avoir les meilleurs résultats. Les tests effectués ont pour but 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. Les méthodes de débruitage sont nécessaires pour la minimisation du bruit blanc gaussien dans notre cas. Car le débruitage rentre généralement dans la phase de prétraitement de n'importe quel chaîne d'acquisition ou transmission.

Les résultats de simulation étaient très intéressants et ont montré l'efficacité de ces méthodes pour une telle application. Les comparaisons ont montré aussi la supériorité de la transformée en ondelette par rapport au filtre Médian pour les SNR inférieurs à 35 dB. Ceci est assuré par un bon choix des paramètres utilisés dans les TOD. Pour les valeurs de SNR d'entrée supérieures à 35 dB, c'est le filtre Médian à ordre adéquat qui est le plus performant. Cependant le filtre S-Golay donne des SNR inférieurs aux deux autres filtres. On peut dire que ce dernier n'est pas conseillé pour le débruitage des signaux ECG.

Comme perspective, on propose de continuer ce travail selon :

- ✓ Ajustement automatique des paramètres du filtre TOD par des techniques d'optimisation récente et intelligentes.
- ✓ Evaluation de ce travail en introduisant des perturbations réelles de caractère physiologique sur le signal ECG.

Références bibliographique

- [1] Valérie Perrier, Application de la théorie des ondelettes ; Dennis Gabor, « Theory of communication : Part 1 : The analysis of information », Journal of the Institute of Electrical Engineering, London, vol. 93-3, n° 26, 1946, p. 429- 457.
- [2] S.A. Jones, "ECG Success, Exorcises in ECG Interpretation", A. A Davis 2008.
- [3] K. Balkine, "Analyse et Modélisation d'Electrocardiogramme dans le cas de Pathologies Ventriculaires," Thèse de doctorat en Sciences, Université de nice-sophia Antipolis-UFR Sciences, 2005.
- [4] C. Cabrol, R. Vialle, "Anatomie du cœur humain." Université Paris - VI, Faculté de Médecine.
- [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] D. Rémi, "Application des Nouvelles méthodes d'Apprentissage à la détection précoce D'anomalies en Electrocardiographie", Thèse de doctorat électronique, Université Paris 6, 2004.
- [7] P. François, " Pilotage d'Algorithmes pour la Reconnaissance en ligne d'arythmies Cardiaque," Thèse de doctorat informatique, Université de Rennes 1,2005.
- [8] H. Mahmoud, A. Alaeddine, "Réalisation d'un Phonocardiographie à base d'un Microcontrôleur PIC 16F876 Piloté par un PC," PFE en électronique, Université de M'sila, 2007.
- [9] A. Bayés de Luna, " Baisic Electrocardiographie “.
- [10] Z, Abedin, R, Conner, " ECG Interpretation," Blackwell Publishing, 2008.
- [11] M. Gabriel Khan, " Rapid ECG Interpretation," 3eme edition, Associate Professor of Medcinie, University of Ottaw Cardiologist, 2007.
- [12] M. Akhtar. "The Electrocardiogram," 5eme parties, American Heart Association.
- [13] MARTIN J.N. Signaux et système, débiter en traitement numérique du signal. Application au filtrage et au traitement des sons cours et exercices résolus, éd, Elipses Marketing, Paris, 2005.
- [14] KPALMA K et HAESE-COAT V. Traitement numérique du signal, éd, Elipses Marketing, Paris , 2003.
- [15] QUERTIER-DAGORN .B. Système de Filtrage Numérique pour le Corrélateur de l'Interféromètre ALMA. Thèse de Doctorat. Université Bordeaux I. paris, 2004.

-
- [16] DUMARTIN T. Rappels traitement du signal, Note de cours. Licence Professionnel Optronique, 2005.
- [17] Href=<http://fr.wikipedia.org/w/index.php,title=Bruit&action=edit> ».
- [18] <http://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Bruit&action=edit> & section = 4.
- [19] 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.
- [20] D. Donoho, De-noising by soft-thresholding IEEE Transactions on Information Theory, pp. 613 – 627, 41, 1995.
- [21] D. Donoho, De-noising by soft-thresholding IEEE Transactions on Information Theory, pp. 613 – 627, 41, 1995.
- [22] physioNet, <http://www.physionet.org/physiobank/database/nsrdb>.
- [23] David Skillicorn, “ Understanding Complex datasets’’, Taylor and Francis Group, 2007.
- [24] Hassanpour, H. Parsaei, A. « Fetal ECG Extraction Using Wavelet Transform », IEEE Trans., 2006, p. 179-179.
- [25] S. Mallat. Une exploration des signaux en ondelettes. Editions de l'Ecole Polytechnique, Ellipses édition, Paris, 2000.
- [26] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim, and J.M. Poggi. Les ondelettes et leurs applications. Edition Hermès Science, Paris, 2003.
- [27] Y. Meyer. Ondelettes et opérateurs I - Ondelettes. Hermann, Paris, 1990.
- [28] Benzid, R., F. Marir, A. Boussaad, M. Ben youcef et D. Arar . « Fixed percentage of wavelet coefficients to be zeroed for ECG compression », IEEE Electronics.
- [29] Lu, Z., D. Y. Kim et W. A. Pearlman, « Wavelet compression of ECG signals by the set partitioning in hierarchical trees algorithm », IEEE Trans. Biomedical engineering, Vol. 47, N° 7, p. 849-856, 2000.
- [30] Said, A. et W. A. Pearlman. « A new fast and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees », IEEE Trans. Circuits & systems for video technology, vol. 6, N° 4, p. 243-250, 1996.
- [31] Starck, J. L, et al. « The curvelet transform for image denoising », IEEE Trans. Image processing, Vol. 11, N° 6, p. 670-684, 2002.
- [32] Zhang, X. P. et M. D. Desai. « Adaptive denoising based on SURE risk », IEEE Signal processing letters, Vol. 5, N° 10, p 265-267, 1996.
- [33] Donoho, D. L. « De-noising by soft-thresholding », IEEE Trans. Information theory, Vol. N° 3, p. 613-627, 1995.
- [34] Yang, S. H. « Filter evaluation for dwt-domain image watermarking », IEEE
-

- Electronics letters, Vol. 39, N° 24, 2003.
- [35] Mallat, S. A wavelet tour of signal processing, Academic Press, second edition, 1998.
- [36] DAUBECHIES, I. « The wavelet transforms time-frequency localization and signal analysis ». IEEE Trans. On information theory, Vol. 36, N° 5, pp. 961-1005, September 1990.
- [37] <https://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>.
- [38] Donoho D.L. & Johnstone I.M., «Ideal Denoising in an orthonormal basis chosen from a library of bases, Department of Statistics», Stanford University, 1994.
- [39] Donoho D. L, «De-Noising By Soft-Thresholding», IEEE Transactions on Information Theory, 1994.
- [40] Mallat S, « Une exploration des signaux en ondelettes », Editions de l'Ecole Polytechnique, France, 2000.

Résumé

Le signal électrocardiogramme (ECG) est considéré comme l'un des outils les plus importants dans la pratique clinique, afin d'évaluer l'état cardiaque des patients. Le débruitage des signaux ECG est une étape très importante dans le processus de diagnostic des maladies.

Dans ce travail, nous proposons une méthode pour débruitage de signal ECG en utilisant les transformées en ondelettes, le filtre Médian et le filtre de S-Golay. Quelques paramètres des filtres proposés ont été testés pour décider le choix optimal de ces derniers afin d'avoir les meilleurs résultats

Les résultats de simulation étaient très intéressants et ont montré l'efficacité de ces méthodes pour une telle application. Les comparaisons ont montré aussi la supériorité des transformées en ondelettes par rapport au filtre Médian pour les SNR inférieurs à 35 dB. Ceci est assuré par un bon choix des paramètres utilisés dans les (TOD). Pour les valeurs de SNR supérieurs à 35 dB, c'est le filtre Médian à ordre adéquat qui est le plus performant. Cependant le filtre S-Golay donne des SNR inférieurs aux deux autres filtres. Ce filtre est déconseillé pour le filtrage des signaux ECG.

Abstract

Electrocardiogram (ECG) signal is considered to be one of the most important tools in clinical practice to evaluate patients' cardiac status. The denoising of ECG signals is a very important step in the disease diagnosis process.

In this work, we propose a method for denoising ECG signals using the discrete wavelet transforms (DWT), the Median filter and the S-Golay filter. Some parameters of the proposed filters were tested to decide the optimal choice of the latter in order to have the best results

Simulation results were very interesting and showed the effectiveness of these methods for such an application. Comparisons also showed the superiority of wavelet transforms with respect to the Median filter for SNRs less than 35 dB. This is ensured by a good choice of the parameters used in the (DWT). For SNR values greater than 35 dB, the best-performing Median filter is the most efficient. This during the S-Golay filter gives SNRs lower than the other two filters. However, the S-Golay filter gives SNRs lower than the other two filters. This filter is not recommended for filtering ECG signals.