Ministere De L'enseignement Superieur Et De La Recherche Scientifique

UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI, TIZI – OUZOU Faculté de génie électrique et de l'informatique Département d'électronique



Mémoire de fin d'études

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de

Master en électronique

Option : Réseaux et Télécommunication



Analyse du signal ECG par les représentations temps — fréquence

Proposé et dirigé par: M^{me}: Zahia AMIROU <u>Etudié et réalisé par:</u> M^{elle}. Kahina Oussadane Mr. Mokrane Sekkai

Année universitaire 2011/2012



Ce travail de recherche a été réalisé au département de l'électronique de la faculté du génie électrique et informatique de l'Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou.

Nous tenons à remercier toutes les personnes qui nous ont permis de mener à bien ce travail. Je voudrais plus particulièrement faire part de ma gratitude aux personnes suivantes:

Nous adressons nos plus vifs remerciements, à notre promotrice M^{me} Zahia Amirou pour son encadrement, ses conseils avisés et sa disponibilité.

Nous tenons à remercier Melle Ghanem Fadhila et et Melle Ghanem Aldjia de s'être intéresser à ce travail et de nous avoir aidé.

Nous remercions particulièrement nos familles respectives ainsi que nos amis et tous les autres pour l'aide qu'ils nous ont apporté pour l'élaboration de notre travail.

Et enfin, à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de notre projet.



Je dédie ce modeste travail a :

- Mes très chers parents pour leurs soutient et encouragement, que dieu me les protèges
- Mes très chers frères : Lounís, Momoh,
- Mes très chères sœurs : Imane, Radía, Kahína Aínsí Que mes adorables nièces Farah Et Mayssane.
- Ma chère tante SEKKAI Khedoudja.
- Mes cousins : Boualem, Fazia, Nadir, Nadia et Miassa, Dahmane.
- ✤ A toute la famille.
- ✤ A toutes mes amís : Kader, Moh, Younes et Lyes.
- ✤ A toute la promotion électronique 2012
- Une dédicace particulière a Karine.

Mokrane



Je dédie ce modeste travail a :

Mes très chers parents pour leurs soutient et

encouragement, que dieu me les protèges

- ✤ Mes très chers frères : NASSIM et RAMADAN
- ✤ Ma très chère sœur NASSIMA et sa petite famille
- ✤ Mes cousíns : NAFAA, SAMIR et RABAH
- ✤ A toute la famille OUSSADANE et AIT HADI
- ✤ A toutes mes amíes SAMIA, KARIMA,

NADEDJ, CHAFIKA, DEBY et LILA

- ✤ A toute la promotion électronique 2012
- Une dédicace particulière a MOKO

KINOUNA

SOMMAIRE

CHAPITRE L: CŒUR ET ELECTROCARDIOGRAMME

1.1.	INTRODUCTION
1.2.	LE SYSTEME CARDIOVASCULAIRE1
1.2.1.	Anatomie du cœur
1.2.2.	Fonctionnement du cœur
1.2.3.	Fonctionnement électrique
1.2.4.	Activité mécanique cardiaque 4
1.3.	ELECTROCARDIOGRAMME
1.3.1.	Description du signal ECG
1.3.2.	Principe de recueillement du signal ECG
1.3.2.	1. Les douze dérivations
1.3.2.	2. ECG de repos
1.3.2.	3. Le Holter
1.3.2.	4. Enregistreur à la demande
1.3.2.	5. ECG d'effort
1.3.3.	Artefact
1.3.3.	1. Bruit cardiaque
1.3.3.	2. Source de perturbation intrinsèque
1.3.3.	3. Source de perturbation extrinsèque
1.4.	CARACTERISTIQUES FREQUENTIELLES DE L'ECG 11
1.5.CON	ICLUSION12

CHAPITRE II : ANALYSE TEMPS-FREQUENCE

2.1.	INTRODUCTION	.14
2.2.	TRANSFORMEE DE FOURIER	14
2.2.1.	Principe	14
2.2.2.	Signaux stationnaires et non-stationnaires	14
2.2.3.	Problème de la Transformée de Fourier	15

2.2.4.	Résolution de problème	15
2.3.	TRANSFORMEE DE FOURRIER A COURT-TERME (TFCT)	16
2.3.1.	Principe de la transformation	16
2.3.2.	Problème de la TFCT	18
2.3.2.1.	Principe d'incertitude de Heisenberg	18
2.3.2.2.	. Inégalité d'Heisenberg	18
2.3.3.	Résolution de problème	19
2.4.	TRANSFORMATION DE WIGNER-VILLE (TWV)	19
2.4.1.	Distribution de la transformation	19
2.4.2.	Exemples de résultats	19
2.4.3.	Propriétés de la TWV	21
2.4.4.	Implémentation numérique de la TWV	22
2.4.5.	Applications la TWV	23
2.4.6.	Problème de la TWV et résolution de problème	24
2.4.7.	Transformée de WIGNER-VILLE LISSEE (TWVL)	24
2.4.7.1.	. Principe de la transformation	24
2.4.7.2.	. Pseudo-Wigner-Ville-Lissée (TPWVL)	
2.5.	TRANSFORMEE EN ONDELETTE	26
2.5.1.	Passage de la transformée de fourrier a la transformée en ondelette	
2.5.2.	Transformée en ondelettes	27
2.5.3.	Théorie des ondelettes	
2.5.4.	Historique	28
2.5.5.	Aspect mathématique de la transformée en ondelette	
2.5.6.	Transformée en ondelette continue	29
2.5.7.	Transformée en ondelette discrète	
2.5.7.1.	Expression de la famille d'ondelettes discrètes	31
2.5.7.2.	Implémentation de la transformée en ondelette discrète	31
2.6.	ANALYSE MULTIRESOLUTION	33
2.6.1.	Fonction ondelette	
2.6.2.	Fonction d'échelle	34

2.6.3.	Décomposition du signal		
2.6.3.1.	Espaces d'approximation		35
2.6.3.2.	Espaces des détails		36
2.6.4.	Algorithme d'analyse		37
2.6.4.1.	Calcule des coefficients d'ap	proximation	37
2.6.4.2.	Calcule des coefficients de de	étail	
2.7.	CONCLUSION		

$CHAPITRE \ III: TRAITEMENT \ DE \ L'ECG \ PAR \ LES \ REPRESENTATIONS \ TEMPS-$

FREQUENCE

3.1.INTRODUCTION	
3.2.FILTRAGE	
3.2.1. Objectif	
3.2.2. Principe de filtrage par ondelettes	
3.2.2.1. Décomposition	
3.2.2.1.1. Choix de d'ondelettes	
3.2.2.1.2. Niveau de décomposition	
3.2.2.2. Seuillage	
3.2.2.2.1. Filtrage par Seuillage des coefficients de détail	
a) Estimation de l'écart type du bruit	
b) Seuillage doux	
c) Seuillage dur	45
3.2.2.2.2. Choix du seuil	
3.2.2.2.3. Risque	46
3.2.2.3. Reconstruction	46
3.3.Application de filtrage du signal ECG	47
3.4.PARTIES SIMULATION DES SIGNAUX ECG BRUITES	
3.4.1. Signal ECG contaminé par un bruit de 50 HZ	
3.4.2. Signal ECG partiellement bruité avec est un bruit de 50Hz	
3.4.3. Signal ECG perturbé par un mouvement d'électrode	

3.4.4.	Signale ECG modulé avec un bruit respiratoire	58
3.5.CONC	LUSION	

CHAPITRE III : Analyse de la régularité des battements du cœur

	4.1.	INTRODUCTION	62
	4.2.	CHAINE D'AQUISITION	62
	4.3.	DETECTION DU COMPLEXE QRS	63
	4.3.1.	Quelques méthodes de détection existantes	63
	4.3.1.1.	Méthode de gradient	63
	4.3.1.2.	Méthodes de détection basées sur la dérivée première et /ou seconde	64
	4.3.1.3.	Procède de détection basée sur le filtrage numérique	64
	4.3.1.4.	Méthode de détection basée sur la reconnaissance de forme	64
	4.3.1.5.	Autres méthodes de détection	65
	4.3.2.	Mise au point d'une méthode de détection des QRS	65
	4.3.2.1.	Algorithme de détection du pic R	67
	4.4.	DETECTION DE QUELQUES ANOMALIES DE RYTHME CARDIAQUE	70
	4.4.1.	Principe de détection	70
	4.4.1.1.	Organigramme du calcule de RR, RRmoy et du nombre de battements par	
	minute.		
	4.4.2.	Critères de détection des anomalies rythmiques	71
	4.4.2.1.	Bradycardie sinusale	71
	4.4.2.2.	Tachycardie sinusale	71
	4.4.2.2.	1. Organigramme de détection de la nature du rythme	72
	4.4.2.3.	Arythmie sinusale	73
	4.4.2.3.	1. Organigramme de détection de la régularité ou de l'irrégularité du rythme	
		······	73
	4.5.	APPLICATION SUR UN SIGNAL REEL	75
4	.6.CONC	CLUSION	.76

Figure 1.1 : Circulation du sang dans le système artériel et veineux	1
Figure 1 .2 : Schéma fonctionnel du cœur humain	2
Figure 1.3 : Les étapes de fonctionnement électrique du cœur humain	4
Figure 1.4 : ondes caractéristique du battement cardiaque	5
Figure 1.5 : les douze dérivations de l'ECG	6
Figure 1.6 : les douze dérivations	7
Figure 1.7 : Les différents bruits agissant sur l'ECG	11
Figure 1.8 : Tracé du spectre fréquentielle de l'ECG	12
Figure 2.1: Analyse fréquentielle du signal par fenêtre glissante	16
Figure 2.2 : Représentation temps fréquence d'un signal sinusoïde de f=1000Hz et	
d'une impulsion de Dirac apparaissant à l'instant 20ms	17
Figure 2.3 : transformée en ondelette continue a l'échelle a=5	29
Figure 2.4 : schéma d'analyse de la DWT	31
Figure 2.5 : tracé de quelques ondelettes	35
Figure 2.6. Arbre d'analyse multiresolution	36
Figure 2.7. Décomposition dyadique d'un signal en bande de fréquences.	39
Figure 3.1 : décomposition à n niveaux	41
Figure 3.2: Courbe du seuillage doux	43
Figure 3.3: Courbe du seuillage dur	44
Figure 3.4 : algorithme de filtrage	47
Figure 3.5. Signal a analysé bruité avec un signal de 50 Hz	48
Figure 3.6. Coefficients d'approximations et de détails du signal bruité pour les niveaux 1,	2, 3,4 48
Figure 3.7. Le signal bruité en haut de la figure et le signal filtrage en bas de celle-ci	49
Figure 3.8. Analyse du signal bruité par ondelette db7	49
Figure 3.9 : Analyse du signal filtré par ondelette db7	50
Figure 3.10 : FFT du signal bruité en haut et filtré en bas	50
Figure 3.11. Analyse du signal bruité par la TWV	51

Figure 3.12 : analyse du signal filtré par la TWV	
Figure 3.13 : scalogramme des signaux avec ondelette de Morlet : a) Scalogramme du signal bruité, scalogramme du signal filtré	, b)
Figure 3.14. Signal ECG bruité en haut et filtré en bas	
Figure 3.15 : analyse des signaux par ondelette de morlet	
Figure 3.16 représentation du signal bruité et débruité par la TWV	
Figure 3.17 : analyse du signal bruité et filtré par la FFT	
Figure 3.18: signal analysé	
Figure 3.19: L'analyse du signal ECG avec mouvement de l'électrode par la transformée en ondelette 56	
Figure 3.20 : La TWV du signal ECG avec mouvement de l'électrode	
Figure 3.21 : Signal ECG bruité par un bruit respiratoire	
Figure 3.22. Analyse spectrale du signal bruité en haut et filtré en bas	
Figure 3.23 : décomposition niveau 6	
Figure 3.24. Signal en haut bruité et en bas signal filtré	

Figure 4.1 : La chaine d'acquisition des signaux cardiaque	62
Figure 4.2 : méthode du gradient	63.
Figure 4.3 : représentation du signal avec l'ondelette de coiflet	65
Figure 4.4 : représentation du signal avec l'ondelette de haar	66
Figure 4.5. Coefficients de l'ondelette de haar et coiflet	66
Figure 4.6 : produit des coefficients d'ondelettes	67
Figure 4.7 : la valeur absolue du produit des deux coefficients	66
Figure 4.8 : Algorithme de détection des pics R	68
Figure 4.9. detection des pics R	69
Figure 4.10 : L'écart R_R	70
Figure 4.11: Organigramme de calcul de RR, RRmoy et du nombre de battements par minute	71

Figure 4.12: la nature de rythme	
Figure 4.13 : Organigramme de détection de la nature du rythme	
Figure 4.14 : Organigramme de détection de la régularité ou de l'irrégularité du rythme.	74
Figure 4.15. La détection des pics R	

.

Tableau 4.1 : L'écart temporel RR sur tout l'enregistrement	76
Tableau 4.2 : les fréquences cardiaques pour chaque 10 cycle	76
Tableau 4.3 : les fréquences cardiaques pour chaque 5 cycle	76

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

L'ElectroCardioGramme (ECG) est le support d'informations décrivant le fonctionnement du cœur. Ce signal est très utilisé en cardiologie car il permet au médecin d'établir un diagnostic d'une part et de surveiller le fonctionnement du cœur dans les cas critiques d'autre part.

Le développement de l'outil informatique et du traitement numérique du signal a motivé beaucoup de chercheurs à apporter leurs aides aux médecins en proposant des méthodes d'aide au diagnostic.

Le signal ECG est non stationnaire, souvent entaché de divers bruits notamment lorsque les conditions d'enregistrement ne sont pas respectées. Son traitement est alors complexe. Diverses méthodes ont été exposées dans la littérature. Selon l'objectif poursuivi, le traitement peut se faire dans le domaine temporel, dans le domaine fréquentiel ou encore dans le domaine temps-fréquence et temps-échelle.

Le travail qui nous a été confié s'inscrit dans cette problématique. Le premier objectif visé est de faire une synthèse des méthodes de traitement du signal que nous avons acquise durant notre formation puis de les appliquer au signal ECG, signal pour lequel les représentations temps-fréquence sont très efficaces.

Allant de l'origine du signal à son traitement, ce travail est structuré comme suit :

- Généralité sur le système cardiovasculaire : ou le fonctionnement du cœur et les notions d'électrocardiographie ont été abordés.
- Analyse temps-fréquence : l'étude des transformées en ondelettes (type d'ondelettes, domaines d'utilisations), et les principales techniques d'analyse temps-fréquence ont été traitées.
- Filtrage par ondelettes : cette partie est consacrée à l'étude des différentes sources de perturbation du signal ECG, ainsi que les différentes étapes de filtrage du signal.
- Les méthodes de détections numériques du complexe QRS dans le but d'analyser le rythme cardiaque.

Enfin, nous terminerons par une conclusion générale.

CHAPITRE 1

CŒUR ET ELECTROCARDIOGRAMME

1.1. INTRODUCTION

Aujourd'hui, l'étude des phénomènes électriques à l'échelle cellulaire au niveau des différents organes du corps est précisément le cœur, est un outil très important dans le diagnostic médical. Surtout pour comprendre les mécanismes physiopathologiques et faire la corrélation avec les contextes cliniques des différentes pathologies.

Dans ce chapitre on développé pour l'ECG, quelques notions sur le système cardiovasculaire et le fonctionnement de l'organe, l'activité électrique qui s'y produit, les techniques de recueils du signal ainsi que ses caractéristiques et ses paramètres pertinents.

1.2. LE SYSTEME CARDIOVASCULAIRE

Le système cardiovasculaire assure la circulation du sang dans l'organisme et permet ainsi son alimentation en oxygène et en nutriments, il est constitué d'un cœur jouant le rôle d'une pompe qui assure la circulation dans deux réseaux essentiels (figure I.2) : les veines et les artères.



Figure 1.1 : Circulation du sang dans le système artériel et veineux

1.2.1.ANATOMIE DU CŒUR

Le cœur est un organe vital, C'est le centre de la circulation sanguine, il est composé de quatre cavités : deux petites qui sont les oreillettes ou arrivent les veines et deux grandes appelées ventricules d'où partent les artères (figure 1.2)



Figure 1.2 : Schéma fonctionnel du cœur humain

1.2.2. Fonctionnement du cœur

La contraction du tissu musculaire appelé myocarde provoque la propulsion du sang. A chaque battement, le myocarde suit la même séquence de mouvements. L'oreillette et le ventricule gauches reçoivent le sang que les poumons ont enrichi en oxygène. Le sang pauvre en oxygène, en provenance des veines, arrive dans l'oreillette et le ventricule droits. Pour que le sang puisse être pompé, les cellules du muscle cardiaque doivent se contracter. Cette contraction est déclenchée par une impulsion électrique que délivre le nœud sinusal. Cette impulsion traverse successivement le nœud atrio-ventriculaire, le système de HisBündel [15] et les fibres de Purkinje pour atteindre les ventricules et le muscle cardiaque tout entier. Chaque contraction du cœur (systole) est donc déclenchée électriquement. La répétition de ces phénomènes donne le rythme cardiaque. En situation normale, le nœud sinusal "bat la mesure", il est le "pacemaker" naturel. Il a la propriété d'adapter sa cadence aux besoins de l'organisme, grâce à sa sensibilité à la stimulation par le système nerveux autonome d'une part et aux hormones, l'adrénaline par exemple, d'autre part. En conséquence, il accélère lors d'un effort physique ou d'une émotion, il ralentit au repos... La fréquence cardiaque de repos d'un sujet sportif peut s'abaisser jusqu'à 45 battements par minute, alors que durant un état de fièvre ou d'émotion le pouls peut dépasser 100bat/min. Pendant un effort, la fréquence cardiaque est directement liée à l'intensité de celui-ci. Un effort maximal va accélérer le rythme cardiaque jusqu'à 180bat/min., voire davantage. Le rythme cardiaque n'est jamais immuable et reflète nos réactions au monde qui nous entoure.

1.2.3. Fonctionnement electrique

Comme pour tous les muscles du corps, la contraction du myocarde est provoquée par la propagation d'une impulsion électrique le long des fibres musculaires cardiaques induite par la dépolarisation des cellules musculaires. Dans le cœur, la dépolarisation prend normalement naissance dans le haut de l'oreillette droite (le sinus), et se propage ensuite dans les oreillettes, induisant la systole auriculaire (figure 1 .3) qui est suivie d'une diastole (décontraction du muscle). L'impulsion électrique arrive alors au nœud auriculo-ventriculaire (AV), seul point de passage possible pour le courant électrique entre les oreillettes et les ventricules. Là, l'impulsion électrique subit une courte pause permettant au sang de pénétrer dans les ventricules. Elle emprunte alors le faisceau de His, qui est composé de deux branches principales allant chacune dans un ventricule. Les fibres constituant ce faisceau, complétées par les fibres de Purkinje, grâce à leur conduction rapide, propagent l'impulsion électrique en plusieurs points des ventricules, et permettent ainsi une dépolarisation quasi instantanée de l'ensemble du muscle ventriculaire, malgré sa taille importante, ce qui assure une efficacité optimale dans la propulsion du sang [23] ; cette contraction constitue la phase de systole ventriculaire. Puis suit la diastole ventriculaire (décontraction du muscle) ; les fibres musculaires se re-polarisent et reviennent ainsi dans leur état initial.



Figure 1.3 : Les étapes de fonctionnement électrique du cœur humain

1.2.4. ACTIVITE MECANIQUE CARDIAQUE

Le cycle de la circulation sanguine se répète constamment et comprend deux périodes : le systole et la diastole. La systole est la période correspondant a l'éjection du sang dans la grande et la petite circulation. Elle est décomposée en trois phase : la systole auriculaire, la systole ventriculaire (contraction iso-volumique et éjection) et la diastole, phase pendant laquelle le cœur se remplit de sang .cette phase est composée de deux étapes : la relaxation iso-volumique et le remplissage.

1.3. ELECTROCARDIOGRAMME

Comme le cœur subit des dépolarisations et des repolarisations, les courants électriques générés ne s'étendent pas seulement à l'intérieur du cœur mais également à travers tout le corps. Cette activité électrique peut être mesurée via des électrodes placées sur la peau. Le tracé enregistré est appelé électrocardiogramme (ECG). Les différentes ondes qui forment l'ECG représentent les séquences de dépolarisation et de repolarisation des oreillettes et des ventricules.

1.3.1. DESCRIPTION DU SIGNAL ECG

Le signal ECG se compose de plusieurs ondes caractéristiques comme le montre la figure-1-6 L'onde P, représente l'onde de dépolarisation s'étendant du nœud sinusal à travers les oreillettes, est habituellement de 0.08s à 0.1 secondes. Le complexe QRS représente la dépolarisation ventriculaire. Ce complexe dure normalement entre 0.06s et 0.1 seconde. Cette durée très courte indique que la dépolarisation ventriculaire apparaît normalement très rapidement. Si la durée du complexe QRS est prolongée (plus d'un dixième de seconde) alors la conduction est altérée à l'intérieur des ventricules.



Figure 1.4 : ondes caractéristique du battement cardiaque.

L'onde T représente la repolarisation ventriculaire et est plus longue en durée que la dépolarisation (la vitesse de conduction de l'onde de repolarisation est plus faible que celle de l'onde de dépolarisation).

Il n'y a pas d'onde visible représentant la repolarisation des oreillettes car elle se produit pendant la dépolarisation ventriculaire. Comme l'onde de repolarisation des oreillettes est relativement faible en amplitude, elle est masquée par le complexe QRS généré par les ventricules [23].

1.3.2. PRINCIPE DE RECUEILLEMENT DU SIGNAL ECG

Le tracé obtenu est enregistré sur papier millimétré à la vitesse de 25mm/sec. Il comporte :

> une ligne de base horizontale ou ligne isoélectrique correspondant à l'absence de phénomènes électriques ;

une série d'accidents successifs correspondant à la dépolarisation et repolarisation myocardique (du cœur);

L'ECG permet l'exploration de l'activité électrique du coeur dans un plan frontal par les dérivations périphériques et dans un plan horizontal par les dérivations précordiales. Nous citerons les plus utilisées :

- les dérivations périphériques bipolaires standards ;
- les dérivations périphériques unipolaires ;
- les dérivations unipolaires précordiales [11].

1.3.2.1. Les douze derivations

L'ECG à 12 dérivations a été standardisé par une convention internationale. Elles permettent d'avoir une idée tridimensionnelle de l'activité électrique du cœur (figure 1.5).



Figure 1.5 : les douze dérivations de l'ECG

Elles englobent six dérivations précordiales (de V1 à V6) et six dérivations frontales (DI, DII, DIII, aVR, aVL, aVF).



Figure 1.6 : les douze dérivations

D'après l'énoncé de la théorie d'Einthoven : « le cœur se trouve au centre d'un triangle équilatéral formé par les membres supérieurs et la racine de la cuisse gauche » (figure 1.6).

Ainsi, on peut calculer la valeur de toutes les dérivations frontales à partir du signal de deux d'entre elles, en utilisant les formules suivantes :

- III = II I
- aVF = II I / 2
- aVR = -I/2 II/2
- aVL = I II / 2

Ces équations expliquent que les électrocardiogrammes numériques n'enregistrent plus en réalité que deux dérivations et restituent les quatre autres à partir de celles-ci par simple calcul.

Ainsi, l'ensemble de ces dérivations explore les faces cardiaques suivantes:

- basale (dérivations V7 V8 V9) ;
- inférieure (dérivations D2 D3 aVF);
- septale (dérivations V1 V2) ;
- apicale (dérivations V3 V4) ;
- latérale (latérale bas (dérivations V5 V6) et latérale haut (dérivations D1 aVL)) ;
- face ventriculaire droite (V3R V4R).

1.3.2.2. *ECG DE REPOS*

Un ECG est essentiel. Pour cet examen, des électrodes sont placées sur le thorax, les poignets et les chevilles afin d'enregistrer l'activité électrique du cœur. L'électrocardiogramme donne des informations sur la synchronicité de l'activation, des oreillettes au ventricule. Lors de l'examen, les symptômes sont très souvent absents. C'est la raison pour laquelle on a inventé l'enregistrement électrocardiographie continu.

1.3.2.3. *LE HOLTER*

Comme pour l'ECG, plusieurs électrodes sont collées sur le thorax et reliées par un câble à un enregistreur portable. Cet enregistreur à bande magnétique permet de mémoriser toute l'activité électrique du cœur pendant une période de 24 à 48 heures. Le sujet doit, malgré cet appareillage, poursuivre normalement ses activités. L'enregistrement est lu et analysé plus tard par le médecin.

1.3.2.4. ENREGISTREUR A LA DEMANDE

L'enregistreur à la demande fonctionne comme un appareil d'ECG. Lorsque les symptômes apparaissent, le patient met en marche ce petit enregistreur portatif qui, aussi tot moment, mémorise 15 à 40 secondes l'ECG. Le décryptage montrera alors le rythme cardiaque avec d'éventuels symptômes.

1.3.2.5. ECG D'EFFORT

C'est l'examen idéal pour étudier la réaction cardiaque durant un effort. Sur un vélo statique ou un tapis roulant, le patient accomplit un effort bien défini. L'enregistrement de l'électrocardiogramme en parallèle permet d'observer la fréquence cardiaque, la pression artérielle et l'éventuelle apparition de troubles du rythme.

1.3.3.ARTEFACT

Dans les conditions idéals le niveau de bruit est réduit à un niveau négligeable par rapport au niveau du signal pour que tout filtrage soit inutile malheureusement, dans les données réelles le bruit est toujours présent.

1.3.3.1. Bruit cardiaque

Les bruits cardiaques sont par définition des signaux non stationnaires (dont les propriétés spectrales varient en fonction du temps) et sont situés dans la gamme des basses fréquences approximativement entre 10 et 300 HZ.

L'analyse des bruits cardiaques par auscultation, reste insuffisante pour un diagnostic fiable des ECG et pour qu'un clinicien puisse obtenir toutes les informations qualitatives et quantitative de l'activité cardiaque .ces informations, comme la localisation temporelle des bruits du cœur ,le nombre de leur composantes internes, leur contenu fréquentiel, l'importance des souffles diagnostiques et systoliques peuvent être étudiée directement sur le signal ECG par l'utilisation de méthode et technique numériques du traitement de signal.

La transformée en ondelettes reste ainsi très indiqués pour l'analyse de ces signaux.

1.3.3.2. Source de perturbation intrinseque

Se sont des bruits internes aux systèmes de mesure. On distingue[30] :

a. Bruit thermique

Il est généré par les composants électroniques internes aux systèmes, et lié au caractère aléatoire que présentent au niveau microscopique les phénomènes de conduction électrique ce bruit est caractérisé par sa densité spectral e ,sa distribution d'amplitude et le mécanisme physique responsable de sa génération .le phénomène de bruit interne peut être attribué à deux processus .un bruit thermique et un bruit électrique .il est lié principalement à l'agitation thermique des porteurs décharges , appelée aussi bruit de johnson.il se présente là ou il ya une résidence électrique .

b. Bruit de grenailles

Le bruit électrique, appelé aussi bruit de grenaille (shot noise) est du aux fluctuations statistiques du courant électrique associées au franchissement d'une barrière de potentiel. Les jonctions p-n et shottly, les émissions photoélectrique et thermoélectrique fournissent les exemples les plus courants de barrières de potentiels. Il n'existe que lorsqu'un courant continu I0 est imposé à travers la barrière de potentiel.

c. Bruit en 1/f

Ce bruit (flicker noise) s'ajoute aux autres composantes du bruit interne .il est de nature aléatoire et il a approximativement une densité spectrale qui varie inversement avec la fréquence.

En conclusion, la minimisation du bruit intrinsèque revient à un bon choix des résistances, des courants de polarisation de circuits amplificateurs à faible consommation et à faible bruit .ensuite à travailler dans des conditions ou la température T n'est pas trop élevée .la limitation convenable en fréquence des signaux inutiles permet de réduire considérablement ces bruits.

1.3.3.3. Source de perturbation extrinseque

Les différentes sources de bruit externes et les techniques récentes de rejection ont été présentées [30]. Ces bruits sont prédominants.et si divers.ils sont classés suit :

a) Bruit de 50 HZ

Le bruit de 50 HZ associé au secteur est la source prédominante. en effet, il est possible d'observer des potentiels entre la surface du corps et la terre de l'ordre de 10v. Pour des signaux d'amplitudes de l'ordre de m v ou de μv , une réduction importante du bruit est nécessaire.la valeur maximale limite du bruit admissible du bruit de quelque μv en mode commun.

b) Bruit biologique

Le corps exige certain mécanismes pour fonctionner. Chaque mécanisme produit une activité électrique .parfois, c'est inévitable de mesurer l'activité électrique associée à d'autre phénomènes physiologiques .lors de la mesure d'un signal spécifique .lors du contact d'électrode avec la peau il apparait un changement de tension de 300 mv .ce potentiel est appelé 'basline wander ' il est du au mauvais contact, la respiration, ou une tension changeant proportionnellement avec la respiration.

Quelques bruits sont due à d'autre signaux physiologiques, comme l'EMG (fréquence 25-100hz) affectant la mesure d'électro-oculogramme (ECG) de plus, il y a le potentiel d'offset, existant entre deux points du corps qui présente une source de bruit additionnelle.

c) Bruit électromagnétique

Les interférences électromagnétiques résultent de la présence de tensions ou de courants indésirables, influençant négativement les performances du système électronique .elle peuvent résider à l'intérieur du système (intra system), ou entre deux systèmes (inter system).

La cause de ces interférences est l'existence d'un couplage imprévu entre la source et le récepteur au moyen d'un chemin de transmission, qui peut être un conducteur ou une liaison radio .en cas de conducteur, l'interférence se produit par un chemin métallique [26]



Figure 1.7 : Les différents bruits agissant sur l'ECG

Les densités spectrales de puissance des complexe QRS et des ondes PT ont été calculées. On y observe le comportement passe-bas de l'ECG dont l'énergie est comprise entre 1 et 30 HZ. Dans le cas des ondes PT, le contenu spectral se limite aux très basses fréquences, tandis que pour le complexe QRS ce contenu a une tendance vers les plus " hautes " fréquence de plus, les bruits des muscles captés par des électrodes suffisamment séparées peuvent être supposés non corrélés. Ainsi, les signaux EMG superposés aux dérivations de l'ECG peuvent être considérés comme des bruits non corrélés entre eux si les électrodes exploratrices sont suffisamment séparées.

1.4. CARACTERISTIQUES FREQUENTIELLES DE L'ECG

L'étude de Thakor et al. [19] présente l'analyse spectrale de l'ECG, avec une analyse spectrale des complexes QRS isolent ainsi que différentes sources de bruit. Les spectres observes après moyennage sur 150 battements sont présentés sur la figure III.165. Il a été démontré que les composantes fréquentielles d'un ECG normal ont les caractéristiques suivantes :

- le spectre de l'ECG s'étend entre une fréquence nulle et environ 100 Hz ;
- l'onde P se caractérise par une bande spectrale de basse fréquence et de faible amplitude : ses composantes fréquentielles sont entre 0, 5 Hz et 10 Hz ;
- l'onde T se caractérise sur une bande spectrale analogue a celle de l'onde P entre 0, 5
- Hz et 10 Hz ;
- le complexe QRS possède un contenu fréquentiel bien plus important que les autres ondes de l'ECG.
 Ses composantes fréquentielles sont entre 10 Hz et 15 Hz ;
- le contenu fréquentiel de la ligne de base et des éventuels artefacts de mouvement se situe entre 0, 5 Hz et 7 Hz.

Le signal ECG est un signal physiologique qui se varie en fonction de l'âge, du sexe, de la race et du poids. [9]

L'étude spectrale d'un signal par la transformée de Fourier rapide (FFT : Fast Fourier Transform) relevé une gamme de fréquences s'étendant de 0.05 à 150 (Hz) [8][25].

L'analyse spectrale par FFT de ECG montre que les composantes fréquentielles entre la 1ère et la 288eme raie sont les plus importantes, sachant que la 288eme raie correspond à 140Hz [25].



Figure 1.8 : Tracé du spectre fréquentielle de l'ECG

Le signal ECG est donc un signal de basses fréquences variables, présentant une forme typique. Tout écart avec cette forme suggère un symptôme d'une possible pathologie.

Son exploitation dans le domaine temporal rend la détection de certains signes de pathologies difficiles, l'utilisation du domaine fréquentiel peut faciliter le diagnostic.

1.5. CONCLUSION

Le cœur est l'élément central du système cardiovasculaire qui permet l'alimentation en oxygène et en nutriments des organes. Il est principalement composé de quatre cavités : deux oreillettes et deux ventricules. À chaque battement, leurs contractions successives peuvent être suivies depuis l'extérieur du corps par des électrodes, collées à la surface de la peau, qui mesurent l'activité électrique des fibres musculaires cardiaques.

Cet examen non invasif s'appelle l'électrocardiogramme (ECG) quand il est effectué pendant quelques minutes à l'hôpital, et l'examen Holter lorsqu'il est effectué sur 24 heures.

L'analyse de ces enregistrements permet, à elle seule, de diagnostiquer un grand nombre de pathologies et de les localiser.

CHAPITRE 2

ANALYSE TEMPS-FREQUENCE

2.1. INTRODUCTION

La transformation de Fourier permet de passer du domaine temporel au domaine fréquentiel. Elle est idéale pour des signaux stationnaires. On peut aussi l'appliquer aux signaux non stationnaires si l'on s'intéresse seulement aux composantes fréquentielles que contiennent ces signaux, sans se soucier à quels instants apparaissent ces composantes spectrales. Pour certains signaux non stationnaires comme les signaux bioélectriques (ECG, EEG, EMG ...etc.), la nécessité d'une localisation temporelle des composantes fréquentielles a provoqué l'invention d'autres transformations pour la représentation temps-fréquence. C'est le cas de la transformation de Fourier à court terme de Gabor (STFT : Short Term Fourier Transform), de la distribution de Wigner-Ville (WVD) et de la transformation en ondelettes (WT). Ces transformations se heurtent au principe d'incertitude de Heisenberg. Ce principe, défini à l'origine en mécanique quantique, stipule qu'on ne peut pas déterminer simultanément et avec exactitude la vitesse et la position d'une particule en mouvement. Transposé en traitement de signal, le principe d'Heisenberg indique qu'on ne peut pas déterminer exactement quelle composante fréquentielle apparaît sur un signal à un instant donné. Les transformations citées ci-dessus tentent seulement d'identifier dans un signal les bandes de fréquences qui existent sur un intervalle de temps donné [4].

2.2. TRANSFORMEE DE FOURIER

2.2.1. PRINCIPE

La transformée de Fourier permet de passer du domaine temporel au domaine fréquentiel. L'analyse conjointe temps-fréquence quant à elle vise à estimer et présenter l'évolution de la fréquence instantanée d'un signal dans un "plan temps-fréquence". Ce type d'analyse est pleinement adapté à la famille des signaux non-stationnaires, c'est à dire les signaux dont le contenu spectral et les propriétés mathématiques évoluent en fonction du temps. La section suivante définit les notions de stationnarité et de non-stationnarité [16].

2.2.2. SIGNAUX STATIONNAIRES ET NON-STATIONNAIRES

Les signaux stationnaires sont les signaux dont le contenu en fréquence ne change pas au cours du temps. Autrement dit, la composition en fréquences des signaux stationnaires est indépendante du temps. Dans ce cas, on n'a pas à connaître à quels instants les composantes en fréquence existent : ces composantes en fréquence existent tout le temps [16,21].

Dans le cas d'un signal stationnaire ou pseudo-stationnaire, la transformée de Fourier est bien adaptée pour l'extraction de l'information. Cependant, en pratique le signal à analyser est souvent non stationnaire c'est le cas, par exemple, des signaux transitoires (donc non stationnaires) que l'on sait nuls en dehors d'un certain support temporel (par exemple l'action de brancher ou débranche un appareil). Or, l'essentiel de l'information est portée par la nonstationnarité (début, transition et fin du signal) [16,10].

2.2.3. PROBLEME DE LA TRANSFORMEE DE FOURIER

Malgré son immense succès, cette technique à plusieurs défauts, en particulier:

son manque évident de localisation temporelle : la transformée de Fourier est une transformation réversible, c'est à dire qu'elle permet des «allers-retours » entre le signal brut et le signal traité (transformé). Cependant, seulement l'un des deux est disponible à un instant donné.

Aucune information de fréquence n'est disponible dans le domaine temporel et aucune information temporelle n'est disponible dans la TF du signal.

L'analyse de Fourier permet de connaître les différentes fréquences excitées dans un signal, c'est-à-dire son spectre, mais ne permet pas de savoir à quels instants ces fréquences ont été émises. Cette perte de localité n'est pas un inconvénient pour analyser des signaux dont la structure n'évolue pas ou peu (statistiquement stationnaires), mais devient un problème pour l'étude de signaux non stationnaires

l'analyse de Fourier ne permet pas l'étude des signaux dont la fréquence varie dans le temps : De tels signaux nécessitent la mise en place d'une analyse temps-fréquence qui permettra une localisation des périodicités dans le temps et indiquera donc si la période varie d'une façon continue [27].

2.2.4. Resolution de probleme

Afin d'adapter la transformée de Fourier au cas des signaux non stationnaires, l'idée serait de découper le signal en segments (ou morceaux) supposés stationnaires. Pour chaque segment temporel, une transformée de Fourier est appliquée. Le signal est découpé au moyen d'une fenêtre glissante qui permet ainsi de générer á chaque instant un spectre de fréquences la figure (Figure 2.1) illustre un exemple d'analyse d'un signal de parole par une fenêtre glissante de forme Hanning.



Figure 2.1: Analyse fréquentielle du signal par fenêtre glissante.

Ainsi à chaque position de «t» de la fenêtre centrée en « $t=\tau$ », une transformée de Fourier est appliquée sur segment du signal pour générer une série de spectre. Cette méthode est appelée transformée de Fourier à court terme (TFCT) ou short time Fourier transforme (STFT). Elle permet de générer une forme de représentation temps-fréquence du signal.

2.3. TRANSFORMEE DE FOURRIER A COURT-TERME (TFCT)

Il n'est plus vraiment nécessaire de présenter le problème de l'analyse de Fourier globale tant les insuffisances de ce type de représentations dans le cas non-stationnaire ont été mises en évidence.

Les travaux de Gabor dans les années 40 [16] ont posé les bases de la transformée de Fourier à court terme. Il a été le premier à imaginer une transformée de Fourier locale basée sur un fenêtrage du signal à analyser permettant d'observer des variations de fréquence au cours du temps. Cette partie rappelle les principes de l'analyse de Fourier à court terme.

2.3.1. PRINCIPE DE LA TRANSFORMATION

La TFCT est basée sur l'utilisation d'une fenêtre glissante notée $h^{*}(t)$ pour localiser les fréquences à chaque instant. Elle est définie par:

$$T_x(t,f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) h^*(\tau - t) e^{-j2\pi f\tau} d\tau$$
 (2.3)

Cette transformation permet ainsi une description fréquentielle dépendante du temps. La variable temporelle « t » permet d'analyser (spectralement) l'information à tous les instants. Plusieurs formes de fenêtre peuvent être utilisées par exemple Hanning, Hamming, Kaiser, etc....

La reconstruction du signal peut être réalisée par l'inverse de la TFCT, soit:

$$x(t) = \iint_{-\infty}^{+\infty} T_x(t, f) h(\tau - t) e^{-j2\pi f\tau} \, d\tau df$$
(2.4)

Exemple:

Pour illustre ce compromis, on considère un signal constitué d'une sinusoïde d'amplitude 1 et de fréquence 1kHz et une impulsion de Dirac d'amplitude 5 apparaissant à l'instant 20ms. L'analyse du signal est réalisée à l'aide de la fenêtre de Hanning. On constate que lorsqu'on choisit une fenêtre de largeur courte (N=4), la représentation temps fréquence permet de mettre en évidence l'impulsion de Dirac et non la fréquence 1kHz. Par contre, une fenêtre plus large (N=256) permet de mettre en évidence la fréquence 1 kHz alors que l'impulsion n'apparait plus voir la figure 2.2. Ce compromis est du au principe d'incertitude d'Heisenberg qu'on va expliquer dans la suite.



Figure 2.2 : Représentation temps fréquence d'un signal sinusoïde de f=1000Hz et d'une impulsion de Dirac apparaissant à l'instant 20ms.

2.3.2. PROBLEME DE LA TFCT

Bien qu'elle soit utilisée dans de nombreux domaines d'application notamment en médecine, son inconvénient majeur réside dans le choix de la forme et de la longueur de la fenêtre d'analyses. En effet deux situations peuvent se présenter :

- lorsque la fenêtre est longue (mauvaise résolution temporelle), la résolution spectrale est meilleur. Dans ce cas, le segment de signal n'est plus considère comme stationnaire;
- lorsque la fenêtre est courte (bonne résolution temporelle), la résolution spectrale est mauvaise.

2.3.2.1. PRINCIPE D'INCERTITUDE DE HEISENBERG

Les informations de fréquence et de temps d'un signal en un certain point du plan tempsfréquence ne peuvent être simultanément connues. Heisenberg stipula qu'on ne peut savoir quelle composante spectrale existe à un instant donné. Le mieux qu'on puisse faire est de chercher quelles composantes spectrales existent pendant un intervalle de temps donné. En d'autre façon qu'on ne peut pas avoir à la fois une bonne résolution temporelle et une bonne résolution spectrales [27].

2.3.2.2. INEGALITE D'HEISENBERG [16]

Cette inégalité, également appelée inégalité temps-fréquence, trouve son fondement dans les relations d'incertitudes fixées par Heisenberg.

L'analogie avec les travaux de Heisenberg pour la transformée de Fourier a été faite par Gabor dans les années 40.

L'inégalité d'Heisenberg s'écrit :

$$\Delta t. \, \Delta f \ge \frac{1}{4\pi} \tag{2.5}$$

Elle exprime le fait que le produit durée-bande de tout signal est borné inférieurement pour une durée Δt et une bande spectrale Δf . Autrement dit, plus grande est la précision en fréquence, plus faible est la précision en temps et vice versa.

La transformée de Fourier à court terme est sujette à cette incertitude du fait de l'utilisation de la transformée de Fourier. Ce phénomène impose la recherche du bon compromis temps-fréquence adapté au cas considéré en fixant la bonne largeur de fenêtre [7].

2.3.3. RESOLUTION DE PROBLEME

Le compromis temps-fréquence est basé sur le principe d'incertitude de Heisenberg, pour palier à ce compromis, on a fait intervenir

La distribution de Wigner-Ville. Qui permet la représentation de l'énergie du signal dans le plan temps-fréquence avec une bonne résolution temporelle et bonne résolution spectrale.

Et la transformer on ondelette. Qui donne un ensemble de méthodes et algorithmes pour l'analyse des signaux non-stationnaires

2.4. TRANSFORMATION DE WIGNER-VILLE (TWV)

2.4.1. DISTRIBUTION DE LA TRANSFORMATION

La distribution de Wigner-Ville (TWV) a été largement étudiée ces dix dernières années par un grand nombre de chercheurs. Il est maintenant généralement reconnu que c'est un outil fondamental et puissant pour l'analyse des signaux non stationnaires.

Le succès de son application dans des domaines de plus en plus répandus est en grande raison dû au fait que cette transformation peut être évaluée numériquement à l'aide de l'algorithme FFT bien connu. La recherche d'algorithmes de calcul numérique rapide de la TWV ainsi que leur implantation efficace continue à présenter des intérêts pratiques [29].

La distribution de Wigner-Ville (TWV) permet de représenter la distribution de l'énergie dans le plan temps-fréquence. Elle est définit par:

$$W_{x}(t,f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t+\frac{\tau}{2}) x^{*}(t-\frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi f\tau} d\tau$$
(2.6)

En posant : $g(t,\tau)=x(t+\frac{\tau}{2})x*(t-\frac{\tau}{2})$, la TWV est donc la transformée de fourrier de $g(t,\tau)$ appliquée sur la variable « τ ».

En introduisant un changement variable $\theta = t + \frac{\tau}{2}$ La TWV peut s'écrire:

$$W_x(t,f) = 2e^{J4\pi ft} \int_{-\infty}^{+\infty} x(\theta) x^* (2t-\theta) e^{-2\pi f\theta} d\theta$$
(2.7)

2.4.2. EXEMPLES DE RESULTATS

Voici quelques exemples de résultats:

• TWV d'un signal harmonique de fréquence constante f_0

$$x(t) = Ae^{j2\pi f_0 t} \to W_x(t, f) = A^2 \delta(f - f_0)$$
(2.8)

• TWV d'un signal de Dirac apparaissant à l'instant $t = t_0$

$$x(t) = \delta(t - t_0) \to W_x(t, f) = e^{-j4\pi(t - t_0)} \,\delta(t - t_0)$$
(2.9)

• TWV du signal Gaussien:

$$x(t) = (\pi\sigma^2)^{-\frac{1}{4} - \frac{t^2}{2\sigma^2}} \to W_x(t, f) = 2e^{-\left(\frac{t^2}{\sigma^2} + 4\pi^2 f^2 \sigma^2\right)}$$
(2.10)

Dans le cas particulier ou $\sigma = 1$, on à alors :

$$W_x(t,f) = 2e^{-(t^2 + 4\pi^2 f^2)}$$
(2.11)

***** TWV du signal de forme porte:

$$x(t) = \begin{cases} 1 \text{ pour } T \le t \le T \\ 0 \text{ ailleur} \end{cases} \rightarrow W_x(t, f) = \frac{1}{\pi f} \sin(4\pi f(T - |t|)) \tag{2.12}$$

La TWV appliquée sur le signal x(t) fournit une représentation temporelle et fréquentielle de valeur positive et négative. Pour éliminer les fréquences négatives, on transforme le signal à étudier en un signal dit analytique défini par : $z(t) = x(t) + j\hat{x}(t)$

Ou $\hat{x}(t)$ est la transformée de Hilbert définie par :

$$\hat{x}(t) = x(t) * \frac{1}{\pi} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(t)}{t-\tau} d\tau$$
(2.13)

Le signal analytique s'écrire en fréquence:

$$z(f) = 2U(f)X(f) \tag{2.14}$$

Avec

$$U(f) = \begin{cases} 1 \text{ pour } f \ge 0\\ 0 \text{ pour } f < 0 \end{cases}$$
(2.15)

Les parties réelles et imaginaire ont le même spectre d'amplitude $|\hat{X}(f)| = |X(f)|$ le spectre de phase en différent que par indéphasage constant de $\mp \frac{\pi}{2}$ soit:

$$arg[\hat{X}(f)] = arg[X(f)] - \frac{\pi}{2}sign(f)$$
(2.16)

Les signaux x(t) et $\hat{x}(t)$ sont dits en quadrature de phase.

Ainsi pour éliminer les fréquences négatives, la TWV s'applique sur le signal analytique, soit :

$$w_Z(t,f) = \int_{-\infty}^{+\infty} z(t+\frac{\tau}{2}) z^*(t-\frac{\tau}{2}) e^{-2\pi f \tau} d\tau$$
(2.17)

Le signal analytique de x(t) =A $\cos(2\pi f_o t)$ donne : $z(t) = A * e^{j2\pi f_0 t}$

Le signal analytique de x(t)=1 pour -T $\leq t \leq +T$ donne : $z(t) = \frac{A}{\pi} ln \left| \frac{t+T}{t-T} \right|$

2.4.3. PROPRIETES DE LA TWV

- *** Réalité:** la TWV est réelle car le produit $z\left(t+\frac{\tau}{2}\right)z^*\left(t-\frac{\tau}{2}\right)$ est pair en τ .
- Distribution marginales: elles donnent accès aux caractéristiques globales du signal en temps (puissance instantanée).

$$\int_{-\infty}^{+\infty} wz(t,f) df = |z(t)|^2$$
 (2.18)

Et en fréquence (puissance spectrale d'énergie) :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} wz(t, f) dt = |z(f)|^2$$
(2.19)

Non linéarité : la TWV est non linéaire. En effet, la TWV de deux signaux ne fournit pas la somme des TWV de chacun des signaux. En écrivant :

$$z(t) = z_1(t) + z_2(t)$$
(2.20)

$$W_{Z}(t,f) = W_{Z_{1}}(t,f) + W_{Z_{2}}(t,f) + W_{Z_{1}Z_{2}}(t,f)W_{Z_{2}Z_{21}}(t,f)$$
(2.21)

$$W_{Z}(t,f) = W_{Z_{1}}(t,f) + W_{Z_{2}}(t,f) + 2Re\{W_{Z_{1}Z_{2}}(t,f)\}$$
(2.22)

 $2Re\{W_{Z_1Z_2}(t, f)\}$ Est la partie réelle de la TWV produite entre les signaux $z_1(t)$ et $z_2(t)$ appelé termes d'interférences. En pratique, ces deux termes sont gênants pour l'interprétation du phénomène physique, d'où l'idée de lisser la TWV pour réduire les interférences.

• La translation temporelle : une translation de θ du signal temporel correspond à une translation temporelle de la TWV.

$$W_z(t - \theta, f) = W_z(t, f) \tag{2.23}$$

• Modulation fréquentielle : une translation *v* du signal en fréquence correspond une translation fréquentielle de la TWV.

$$W_z(t, f - v) = W_z(t, f)$$
 (2.24)

Celle relation traduit le fait que la TWV du signal est translatée long des fréquences. Cette translation se manifeste au niveau de l'exponentielle de la TWV. C'est la raison pour laquelle on désigne cette propriété par une modulation fréquentielle.

• **Convolution de deux signaux :** la TWV de deux signaux convolués dans le domaine temporel correspond à la convolution en temps des TWV des signaux, soit :

$$g(t) = h(t) * z(t)$$
 (2.25)

Alors :

$$W_{g}(t,f) = \int_{-\infty}^{+\infty} W_{h}(\tau,f) * W_{z}(t-\tau,f)d\tau$$
(2.26)

• Modulation générale : la TWV d'un signal modulé z(t)m(t) correspond à la convolution en fréquence des TWV des signaux, soit :

$$W_{zm}(t,f) = \int_{-\infty}^{+\infty} W_z(t,\nu) * W_m(t,f-\nu)d\nu$$
(2.27)

• **Dilatation** : en notant $z_c(t)$ le signal dilaté d'un facteur c, $z_c(t) = \frac{1}{\sqrt{|c|}} z\left(\frac{t}{c}\right)$ la TWV correspondante est donnée par :

$$W_{z_c}(t,f) = W_z\left(\frac{t}{c},cf\right) \tag{2.28}$$

Fréquence instantanée : f_i(t) définit la valeur de la fréquence à chaque instant. Elle s'exprime par:

$$f_i(t) = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} f W_Z(t,f) df}{\int_{\infty}^{\infty} W_Z(t,f) df}$$
(2.29)

Dans le cas ou le signal analytique s'exprime sous forme : $z(t) = a(t)e^{j\phi(t)}$ La fréquence instantanée est donnée par :

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\phi}{dt} \tag{2.30}$$

2.4.4. IMPLEMENTATION NUMERIQUE DE LA TWV

L'implémentation numérique de la TWV repose sur la discrétisation du produit

$$z\left(t+\frac{\tau}{2}\right)z^{*}\left(t-\frac{\tau}{2}\right)$$
, puis calculer sa TF. En posant : $\theta = \frac{\tau}{2}$, la TWV s'écrire :
 $W_{z}(t,f) = 2\int_{-\infty}^{+\infty}z(t+\theta)z^{*}(t-\theta)e^{-j4\pi f\theta} d\theta$ (2.31)

En discrétisant les variables $t = n\Delta t$ et $\theta = k\Delta t$, on à :

$$W_{z}(n, f) = 2\sum_{k=-\infty}^{k=+\infty} z(n+k)z^{*}(n-k)e^{-j4\pi fk}$$
(2.32)

D'une manière équivalente, la TWV peut s'écrire :

$$W_{z}(n, \frac{f}{2}) = 2\sum_{k=-\infty}^{k=+\infty} z(n+k)z^{*}(n-k)e^{-j2\pi fk}$$
(2.33)

$$W_{z} = \left(n, \frac{f}{2}\right) = TF\{2z(n+k)z^{*}(n-k)\}$$
 (2.34)

En notant le signal à analyser par x(0), x(1),....x(N-1), les étapes pour le calcul de la TWV sont donc les suivantes :

- Calcul du signal analytique z(0), z(1),....z(N-1) via la transformée de Hilbert ;

- Générer un vecteur signal en rajoutant N zéros avant le début et à la fin du signal.Ce signal sera noté s=[0,0, z(0), ... z(N 1), 00];
- Calcule de produit $s(n+k) s^*(n-k)$ pour n=0....N-1.

Calcul de la FFT.

2.4.5. APPLICATIONS DE LA TWV

La transformation TWV est applicable dans les domaines suivants :

- Parole : reconnaissance des consonnes. La TWV permet par exemple de discriminer entre les consonnes et les voyelles. Ce qui permet de faire de la reconnaissance de la parole ;
- Bioacoustique : la TWV permet d étudier les émissions sonar des chauves-souris et de certains mammifères marins ;
- Electroacoustique et instrumentation : la TWV permet l'évaluation de la qualité des haut parleurs, on cherche en particulier à vérifier la signature (réponse impulsionnelle) déterminée par la TWV des haut parleurs par rapport à une signature idéale (fixée par le concepteur);
- Contrôle non destructif : la TWV permet de vérifier par exemple d'estimer la dispersion de vitesse dans le polymère (plastique) ou d'évaluer une correction de transducteur effectuée à l'émission par dé convolution ;
- Vibration : détection de défauts de fonctionnement de moteurs et la caractérisation fine de signaux associés à des chocs de piston

2.4.6. PROBLEME DE LA TWV ET RESOLUTION DE PROBLEME

La formule représente par l'équation (II.6) l'énergie d'un signal s au temps *t* et à la fréquence *f*. Malheureusement, la non-linéarité de cette transformée à des conséquences désastreuses qui se manifestent par l'apparition d'interférences et d'énergies négative dans la distribution temps- fréquence de l'énergie du signal. Ces phénomènes sont remarquables lorsqu'il y à présence de deux événements distincts en temps et en fréquence. Ce phénomène est totalement irréaliste d'un point de vue physique et laisse entrevoir des difficultés d'interprétation de la TWV. C'est pourquoi, afin d'extraire des résultats fiables, il est nécessaire d'éviter ces énergies négatives par un post traitement qui affectera les propriétés de résolution de la transformée.

Simplement négliger les énergies négatives est une erreur car elles représentent une information qui doit être pris en compte bien que difficilement interprétable. La solution
revient à adoucir localement la rigueur de la résolution pour cela on appliquer la transformée de Wigner Ville lissée (TWVL).

2.4.7. TRANSFORMEE DE WIGNER-VILLE LISSEE (TWVL)

2.4.7.1. PRINCIPE DE LA TRANSFORMATION

La bilinéarité de la transformation assure l'existence de termes d'interaction entre toutes composantes du plan temps-fréquence, en particulier entre les fréquences positives et négatives du spectre d'un signal réel. De tels termes interférentiels pourront donc être supprimés si l'on construit systématiquement la DWV d'un signal réel sur le signal analytique qui lui est associé. Outre cet avantage de clarification de la représentation, ceci permet de définir de manière unique les notions de fréquence et d'amplitude instantanées [10,20]. La transformée de Wigner-Ville lissée (TWVL) est exprimée par :

$$W_K(t_0, f_0) = \iint W(t_0 + t, f_0 + f) K(t, f) dt df$$
(2.35)

Où *K* est appelé noyau de lissage. Selon la propriété bi dimensionnelle de cette fonction, la TWVL diminue les niveaux d'énergies négatives et fournit suivant les cas une distribution d'énergie complètement positive. Cette condition est souhaitée quel que soit le signal. D'un autre côté, le lissage doit préserver le caractère local du signal. Des compromis sont à trouver. Le noyau gaussien suivant est souvent utilisé pour la TWVL :

$$K(t_0, f_0) = e^{-(\gamma t)^2} e^{-(2\pi\delta f)^2}$$
(2.36)

Avec :

 $\gamma \delta = 1$

La formule utilisée suivante est présentée sous une forme plus décomposée que celles définies précédemment:

$$W_{\mathbf{x}}(t,f) = \iint h'(\tau)g(u) \, \mathbf{x} \left(t+u+\frac{\tau}{2}\right) \mathbf{x} \left(t+u-\frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi\tau f} du d\tau \tag{2.37}$$

Avec:

h' = fenêtre d'observation glissante assurant le lissage fréquentiel.

g = fonction de lissage temporel.

x' = signal analytique associé au signal réel x(t).

Pour un instant t donné, le spectre calculé est une moyenne de spectres instantanés, pondérée par la fonction g de lissage. Chacun de ces spectres instantanés est obtenu par TWV sur un segment pondéré par la fonction d'observation h'.

2.4.7.2. PSEUDO-WIGNER-VILLE-LISSEE (TPWVL)

La TPWVL est une Transformation de Wigner-Ville à court terme, lissée. C'est l'équivalent d'une TWV lissée séparément en temps et en fréquence. Le lissage temporel est assuré par la fonction de lissage, le lissage fréquentiel par la fenêtre glissante. On montre en effet que le multispectre obtenu est le produit de convolution de la TWV du signal par la fonction de lissage selon les temps, et du spectre de la fenêtre glissante selon les fréquences:

Wx(t, f) = Wx'(t, f) * [g(-t).H'(f)].

(2.38)

Les lissages temporel et fréquentiel sont indépendants, et peuvent être ajustés séparément.

- a) Lissage temporel: Ce lissage permet d'affaiblir les interférences qui apparaissent quand deux signaux de spectres disjoints coexistent. Un exemple familier de ces interférences est le battement d'amplitude qui affecte la somme de deux sinusoïdes. Ce battement se traduit dans le plan temps-fréquence par une puissance alternativement positive et négative à la fréquence égale à leur différence et située à la fréquence moyenne des deux sinusoïdes. Bien que reflétant une réalité tangible, les battements apparaissant dans les signaux aux spectres compliqués peuvent rendre le multispectre difficile à lire. Le lissage s'effectue aux dépens bien entendu de la résolution temporelle, c'est-à-dire la capacité à distinguer deux impulsions successives. Le lissage procure un autre avantage: il n'est pas nécessaire de calculer un spectre pour chaque point de l'histoire:
- 84% de recouvrement assure moins de 10% d'erreur de niveau sur les histoires fréquentielles;
- 75% de recouvrement assure la conservation de l'énergie.
 - b) Lissage fréquentiel: Il permet d'amoindrir les interférences qui apparaissent entre deux signaux successifs. On sait par exemple que le spectre de plusieurs impulsions successives est modulé en amplitude et tend vers un spectre d'harmoniques quand les impulsions deviennent nombreuses. On à l'équivalent d'un battement dans le domaine spectral, qui se traduit dans le plan temps-fréquence par une puissance alternativement positive et négative. Cette oscillation est située à mi-chemin entre les impulsions, parallèlement à leurs spectres. Là encore bien qu'elles traduisent une réalité physique, ces oscillations peuvent brouiller le multispectre dans le cas de signaux comportant de nombreuses impulsions. La solution est alors de réduire la durée de la fenêtre glissante de manière à diminuer le nombre d'impulsions vues par celleci. Le lissage s'effectue aux dépens la résolution fréquentielle. La fenêtre

donne une résolution fréquentielle valant généralement plus que la précision en fréquence Δf [23].

2.5. TRANSFORMEE EN ONDELETTE

2.5.1. PASSAGE DE LA TRANSFORMEE DE FOURRIER A LA TRANSFORMEE EN ONDELETTE

La transformée de Fourier (TF) ne donne pas d'informations fréquentielles et temporelles simultanément. Donc, elle ne s'applique qu'aux signaux stationnaires car leurs composantes en fréquence existent en permanence.

Pour pallier à ce problème, on applique la transformée de Fourier fenêtrée (STFT : Short Term Fourier Transform), en considérant le signal ECG comme une succession de signaux stationnaires sur des intervalles bien définis. Lorsque ces intervalles sont très petits, nous regardons le signal à travers une étroite fenêtre. Vu de cette fenêtre, le signal est stationnaire.

Ainsi, la STFT nous fournit une représentation temps-fréquence du signal. Mais elle ne satisfait pas pleinement notre critère. Tout ce que nous pouvons connaître, ce sont les intervalles de temps pendant lesquels une certaine bande de fréquences existe.

Donc la STFT pose un problème de résolution dépendant de la largeur de la fenêtre. Comme la fonction de fenêtrage est étroite (elle est à support compact) on aura une bonne résolution temporelle et une médiocre résolution fréquentielle, alors qu'on avait l'inverse pour la TF [1].

Dans cette première partie nous avons mis en évidence les limites de la TF et de la STFT, permettant la mise en évidence de la nécessité d'introduire une nouvelle technique d'analyse pour une meilleure résolution temporelle aux basses fréquences.

Cette technique plus appropriée à la forme du signal ECG est la technique de la transformée en ondelette.

Dans la section suivante, nous décrirons plus en détails la transformée en ondelettes. Nous expliquerons en particulier les transformées en ondelettes continue et discrète, et aborderons leurs notions mathématiques.

2.5.2. TRANSFORMEE EN ONDELETTES

Les fonctions ondelettes trouvent leur origine dans des travaux de mathématiciens dès les années 1930. L'idée de départ était de construire une transformation, pour l'étude des

signaux, plus commode que la transformation de Fourier, notamment pour des signaux de durée finie. Les fonctions ondelettes ont subi une évolution au cours des années : celles dont nous disposons aujourd'hui sont plus complexes que leurs aînées, et possèdent des propriétés intéressantes pour l'approximation de fonctions. En particulier, elles possèdent la propriété d'approximateurs universels, ce qui suggère leur utilisation pour la construction de modèles.

2.5.3. THEORIE DES ONDELETTES

Elle a pour but de fournir un ensemble de méthodes et d'algorithmes adaptés à des signaux non-stationnaires. A la différence de l'analyse de Fourier, qui repose sur une série de fonctions sinusoïdales, l'analyse par ondelettes utilise le temps et la fréquence pour représenter des signaux non stationnaires avec une plus grande efficacité ; elle constitue un outil très puissant permettant la représentation d'un signal par une somme finie de composantes à des résolutions différentes, de telle façon que chaque composante puisse être traitée avec souplesse, en fonction des objectifs de l'application. De ce fait, la représentation par ondelettes est beaucoup plus compacte et facile à mettre en œuvre.

2.5.4. HISTORIQUE

Les premières ondelettes ont été introduites par Haar en 1909. Depuis, l'intérêt que suscite l'ondelette est de plus en plus grand.

En effet, depuis les années trente de nombreux travaux ont été effectués, révélant de nouvelles ondelettes présentant diverses propriétés et s'appliquant dans des domaines tous aussi variés (physique, traitement du signal, analyse de l'image, compression des données, statistique et informatique). Nous citerons les ondelettes de Grossman-Morlet, de Gabor-Malvar, de Lusin, de Meyer ou encore celles de Daubechies, à savoir : Daubechies, symlets, et coiflet .

Avant d'appliquer la WT au signal ECG nous devons introduire son concept mathématique.

2.5.5. ASPECT MATHEMATIQUE DE LA TRANSFORMEE EN ONDELETTE

La transformée en ondelette, comme la transformée de Fourier, est une transformation tempsfréquence. Elle remplace la sinusoïde de la TF par une famille de translations et dilatations d'une même fonction. Cette fonction, nommée ondelette mère Ψ , est une fonction de fenêtrage, oscillante, de dimension finie [22].

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \tag{2.39}$$

Tel que :

b : Coefficient de translation (temps) ; **a** : coefficient de dilatation (échelle)

La décomposition d'une fonction en ondelette consiste à l'écrire sous la forme d'une somme pondérée de fonctions obtenues à partir d'opérations simples effectuées sur l'ondelette mère.

Ces opérations sont des translations b (temporelles) et des dilatations *a* (échelles); selon qu'elles sont choisies de manière continue ou discrète, on parlera d'une transformée en ondelette continue ou discrète.

2.5.6. TRANSFORMEE EN ONDELETTE CONTINUE (CONTINU WAVELET TRANSFORM: CWT)

Une transformée en ondelette est dite continue lorsque les paramètres de translation et de dilatation peuvent prendre n'importe quelle valeur de l'ensemble des réels (par contre les dilatations doivent être positives).

Cette transformée est définie comme étant le produit scalaire du signal x et de l'ondelette mère Ψ :

$$CWT_X^{\psi}(b,a) = \frac{1}{\sqrt{\|a\|}} \int x(t) \,\psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) \mathrm{d}t. \tag{2.40}$$

Pour que la transformée en ondelette d'un signal x existe, il faut que celle-ci appartienne à l'ensemble des signaux à énergie finie.

Le calcul de la CWT se fait de la manière suivante

- a) on positionne la fonction ondelette d'échelle a =1 (les hautes fréquences) à l'origine du signal (t=0);
- b) on la multiplie par le signal;
- c) on intègre sur tous les temps ;
- d) on multiplie le résultat par $1/\sqrt{a}$ (pour normaliser l'énergie);
- e) l'ondelette (a = 1) est décalée vers la droite de (t=b), (on obtient ainsi la première ligne des points du plan temps-échelle);

- f) on recalcule la transformée CWT;
- g) on répète les procédures toujours pour (a=1) et jusqu'à (t=fin du signal), (on obtient alors la colonne des points du plan temps-échelle pour (a=1));
- h) on incrémente s puis on répète toutes les étapes citées précédemment.

La figure suivante illustre cette méthode de calcul :



Figure 2.3 : transformée en ondelette continue a l'échelle a=5

Si une composante spectrale du signal correspond à la valeur courante de a, le produit de l'ondelette par le signal, à l'emplacement où existe la composante spectrale, donne une valeur élevée. Si la composante spectrale correspondant à la valeur courante de a n'est pas présente dans le signal, la valeur de ce produit sera nulle ou très faible [17]

2.5.7. TRANSFORMEE EN ONDELETTE DISCRETE (DISCRET WAVELET TRANSFORM : DWT)

Contrairement à la CWT, la DWT est simple à implémenter et assure suffisamment d'informations, tant pour l'analyse que pour la reconstitution du signal et cela en un temps notablement réduit.

2.5.7.1. EXPRESSION DE LA FAMILLE D'ONDELETTES DISCRETES

La transformée en ondelettes discrète translate et dilate l'ondelette selon des valeurs discrètes. Les coefficients d'échelle a et de dilatation b sont calculés de la manière suivante :

$$a=a_0^m$$
 et $b=b_0a_0^m$, avec $a_0>1$ et $b_0>0$ à valeur fixes dans Z

Les ondelettes sont alors définies par :

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi \left(\frac{1}{a_0^m} t - nb_0 \right)$$
 (2.41)

La transformée en ondelette discrète s'écrit alors :

$$DWT_X^{\Psi}(m,n) = \frac{1}{a_0^m} \int x(t) \psi(\frac{1}{a_0^m}t - nb_0) dt$$
 (2.42)

2.5.7.2. IMPLEMENTATION DE LA TRANSFORMEE EN ONDELETTE DISCRETE

La DWT analyse le signal à différentes bandes de fréquences, pour différentes résolutions, en décomposant le signal en une approximation grossière et des informations de détail. Le signal temporel subit une succession de filtrages passe haut et passe bas. Le nombre de successions correspond au niveau de décomposition que subissent le signal, comme le montre le schéma suivant, le niveau de décomposition étant N=3.



Figure 2.4 : schéma d'analyse de la DWT

Le nombre total de coefficients (d'approximation et de détail) ainsi obtenu est égal au nombre d'échantillons contenus dans le signal. Partant de ces coefficients le signal original peut être reconstruit et une localisation temporelle des composantes fréquentielles du signal est possible [3].



Figure 2.5 : tracé de quelques ondelettes

Ces figures représentent les allures de quatre ondelettes mères, présentant différentes caractéristiques mais ayant toutefois un point commun qui est leur support compact.

L'ondelette de Haar est la plus simple d'entre elles, son expression a été donnée au chapitre IV. Elle est caractérisée par son antisymétrie.

Les ondelettes de Daubechies, notées *dbN*, n'ont pas d'expressions explicites à l'exception de l'ondelette *db1*, qui est l'ondelette de Haar. La majorité des *dbN* sont asymétriques.

Les ondelettes Symlet sont des ondelettes de Daubechies, modifiées pour augmenter leur symétrie.

Les ondelettes Coiflet, notées *coifN*, ont été construites par Daubechies à la demande de Coifman. Elles sont beaucoup plus symétriques que les *dbN* [2].

2.6. ANALYSE MULTIRESOLUTION

Les principes de base de l'analyse multirésolution consiste à séparer de façon itérative, le signal en deux composantes, l'une représentant l'allure du signal (approximation) et l'autre, ses détails de cette opération est réalisée grâce à la projection du signal sur deux sous espace

victoriels orthogonaux et complémentaire commentaires, l'un appelé espace d'approximations et l'autre espace des détails [29].

2.6.1. FONCTION ONDELETTE

Nous commençons d'abord par définir l'ondelette ψ , une fonction à support compact, oscillante, de moyenne nulle et de carré sommable. On définit une famille $\psi_{a, b}$ d'ondelettes à partir d'une ondelette mère ψ par sa dilatation ou compression et ça translation.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \tag{2.43}$$

Ou a est le facteur d'échelle (dilatation, compression) et b, le facteur de translation, paramètres de localisation temporelle .la pondération en $1/\sqrt{a}$ permet d'avoir des fonctions analysantes de même famille on la même énergie.

$$\forall a > 0, \forall b \in R, \int_{-\infty}^{+\infty} |\psi_{a,b}(t)|^2 dt = ||\psi||^2 = 1$$

IL existe plusieurs familles d'ondelettes décrites dans tous les ouvrages traitement la théorie des ondelettes.

Dans l'expression $\psi_{j,n}(\frac{t-b}{a})$, le pas de translation à l'échelle a est b/a .on pose

$$a = a_0^j \text{ et } b = nb_0 a_0^j \tag{2.44}$$

avec $a_0, b_0 \in Z$. Si on choisit $a_0=2$ et $b_0=1$, on parle alors de fonction ondelette dyadique .pour un niveau de résolution j, on a :

$$\psi_{j,n}(t) = 2^{\frac{-1}{2}} \psi(2^{-j} t - n)$$
 (2.45)

Les fonctions $\psi_{j,n}(t)$ forment alors une base orthonormée par translation et dilatation on compression

Relation entre fonction ondelettes : Soit $\psi_{0,0}(t)$, la fonction ondelette au niveau 0.0n a :

$$\Psi_{0,0}(t) = \psi(t) \leftrightarrow \psi_{j,n} = 2^{\frac{-j}{2}} \psi(2^{-j} t - n) \text{ (dilatation de rapport } 2^j)$$
(2.46)

$$\Psi_{0,0}(t) = \psi(t) \leftrightarrow \quad \psi_{-j,n} = 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^{-j} t - n) \quad (\text{compression de rapport } 2^{j})$$
(2.47)

2.6.2. FONCTION D'ECHELLE

L'apparition de l'analyse multiresolution enjoindre avec l'introduction d'une seconde fonction appelée fonction d'échelle φ : Le père des ondelettes tel que

$$\varphi_{j,n} \quad \cup \psi_{j,n} , j \ge 0 \in Z \tag{2.48}$$

Forme une base orthonormée $\varphi_{j,n} \in L^2(\mathbb{R})$ sont construites suivant la relation :

$$\Psi_{-j,n} = 2^{\frac{j}{2}} \Psi \left(2^{\cdot j} \mathbf{t} - \mathbf{n} \right)$$
(2.49)

Et la relation de base est construite suivant la relation

$$\varphi_{j,n}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \varphi(2^{-j}, t - n)$$
(2.50)

La fonction d'ondelette est la fonction d'échelle étroitement liées. A chaque niveau de résolution, la fonction d'ondelette est une combinaison linéaire de sa fonction d'échelle . On associe par exemple à la fonction d'ondelette de Haar une fonction d'échelle ces deux fonctions sont respectivement donneés par

$$\Psi(t) = \begin{cases} 0 & si & t < 0. \\ 1 & si & 0 \le t < \frac{1}{2} \\ -1 & si & \frac{1}{2} \le t < 1 \\ 0 & si & 1 \le t \end{cases}$$

$$\varphi(t) = \begin{cases} 0 & si & t < 0 \\ 1 & si & 0 < t < 1 \\ 0 & si & 1 < t \end{cases}$$
(2.51)
$$(2.52)$$

On peut aussi poser :

$$\psi_{0,0} = \varphi_{-1,0} + \varphi_{-1,1} + \tag{2.53}$$

2.6.3. DECOMPOSITION DU SIGNAL

La décomposition d'un signal sur un niveau de résolution consiste en sa projection sur deux sous espaces vectoriels

2.6.3.1. ESPACES D'APPROXIMATION

Nous nous plaçons dans l'espace $L^2(\mathbb{R})$ des fonctions continues d'une variable réelle et de carré intégrable. Une analyse à la résolution j de la fonction f sera obtenue par action d'un opérateur linéaire A_I sur f tel que :

$$a_I(t) \in V_i$$

 V_i étant un sous espace de L².

On construira une analyse multirésolution à l'aide de sous-espaces V_j emboîtés les uns dans les autres, tels que le passage de l'un à l'autre soit le résultat d'un changement d'échelle (zoom).

Par exemple, dans le cas dyadique on aura :

$$a_{j}(t) \in v_{j} \iff \frac{x}{2} \in v_{j+1}a_{j}$$

$$(2.53)$$

Ce qui correspond à une dilatation d'un facteur 2. L'espace V_{j+1} contient des signaux plus "grossiers" que l'espace V_j et il est clair que : $V_{j+1} C V_j$ L'axiomatique correspondante peut s'exprimer comme suit : Soit un ensemble de sous espaces de L^2 tels que :

$$\dots \subset V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{j-1} \subset \dots \subset V_{j+1} \subset V_j \subset \dots$$
$$\overline{\bigcup_{j \in z} V_j} = L^2 (R)$$
$$\bigcap_{i \in z} V_j = \{0\}$$

Si la fonction d'échelle $\varphi_{j,n}$ engendre une base orthonormée V_j , la projection par A_j , d'une fonction f(t) sur cette base fournira les coefficients de cette décomposition. Ces coefficient qui décrivent l'approximation de f(t) a l'échelle j sont appelés coefficient d'échelle et son donne par

$$a_n^j = \langle f(t), \varphi, n(t) \rangle$$
 (2.54)

$$a_{j}(t) = \sum_{n} \langle f(t), \varphi_{j}, n(t) \rangle \varphi_{j}, n(t) = \sum_{n} a_{n}^{j} \varphi_{j}, n(t)$$
(2.55)

La base étant orthonormée, $||a_j(t)||^2 = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} |a_n^j|^2$

2.6.3.2. ESPACES DES DETAILS

On vien de voir que $V_j \subset V_{j-1}$, on peut alors definir pour chaque V_j , son completement ortogonal W_j dans V_{j-1} qui nous permet de recupere les details perdus en passant de $V_{j-1} a V_j$ tel que :

$$V_{j-1} = V_j \oplus W_j$$

Comme W_{j-1} est ortogonal a V_{j-1} , W_{j-1} est ortogonal a W_j . Cette propriete s'ecrit :

$$W_j \perp W_k, \forall_j \neq k$$

La base W_j est engendrée par la fonction ondelette $\psi_{j,n}$. L'approximation a l'échelle immédiatement plus fine pour être reconstruite en utilisant les détails du signal fournie par sa projection sur la base W_i suivant la relation :

$$a_{j-1}(t) = a_j(t) + \sum_n \langle f(t), \psi_j, n(t) \rangle = a_j(t) + d_j(t)$$
(2.56)

 $d_j(t)$ est la projection de f(t) sur W_j . Le signal détail est décrit par les coefficients de détails notes :

$$d_j(t) = \sum_n d_n^J \psi_j, n(t) \tag{2.57}$$

Remarque : à chaque itération, seul les signaux d'approximation sont a nouveau décomposé (figure 2.6). Dans la pratique nous choisissant un nombre approprier de nouveaux en nous basant sur la nature du signal, sa fréquence d'échantillonnage et l'application envisagée.



Figure 2.6. Arbre d'analyse multiresolution

2.6.4. Algorithme d'analyse

Il existe une variété d'algorithmes d'analyse bases sur le même principe. Parmi ces algorithmes, celui de S.Mallet. cet algorithme de décomposition est récursif. A chaque niveau de résolution, il permet de trouve l'approximation et les détails a la résolution immédiatement inferieur.

2.6.4.1. CALCULE DES COEFFICIENTS D'APPROXIMATION

Les points clés pour un tel calcul sont :

$$a_n^j = \langle f(t), \varphi_j, n(t) \rangle, a_n^{j-1} = \langle f(t), \varphi_{j-1}, n(t) \rangle et V_0 \subset V_{-1}$$
(2.58)

.φ(t) etant une fonction de V_0 , peut décompose sur V_{-1} alors, \mathcal{I} h[n], suite numérique avec $n \in \mathbb{Z}$ telle que :

$$\varphi(t) = \sum_{n} h[n]\varphi - 1, n(t)$$
(2.59)

La suite h[n] peut être définie comme : h(n) = $\langle \phi(t), \phi - 1, n(t) \rangle$ avec, conformement a (3.3), $\phi - 1, n(t) = 2^{\frac{1}{2}} \phi(2t - n)$. On a alors :

$$\varphi(t) = \sum_{n} h[n] \, 2^{\frac{1}{2}} \varphi(2t - n) \tag{2.60}$$

La suit h[n] sera considérée comme la réponse impulsionnelle d'un filtre numérique. la décomposition précédente peut être généralisée pour des échelles quelconque

$$\varphi_{j,n}(t) = 2^{\frac{-j}{2}} \sum_{n} h[k] \, 2^{\frac{1}{2}} \varphi(2(2t-n)-k) \tag{2.62}$$

En regroupant les indices et les exposants on obtient

$$\varphi_{j,n}(t) = \sum_{n} h[k] \varphi_{j-1,k+2n}(t)$$
(2.63)

En posant l = k + 2n, les coefficients d'approximation $a_n^j = \langle f(t), \varphi_{j,n}(t) \rangle$ a la résolution j seront donnes par :

$$a_n^{j} = \sum_n h[l - 2n] < f(t), \varphi_{j,-1, l}(t) >$$
(2.64)

Si en plus on note : $\tilde{h}[n] = h[-n]$, on obtient :

$$a_n^j = \sum_{nh} \tilde{[l-2n]} < f(t), \varphi_{j-1, l}(t) \ge \sum_{nh} \tilde{[l-2n]}, a_n^{j-1}$$
(2.65)

L'approximation $a_j(t)$ du signal f(t) est donc le filtrage de l'approximation $a_{j-1}(t)$ par le filtre de réponse impulsionnelle h suivi par un sous échantillonnage de rapport 2.

2.6.4.2. CALCULE DES COEFFICIENTS DE DETAIL

Dans ce cas aussi, on part du fait que $W_0 \subset V_{-1}$. la fonction ondelette $\psi(t)$ peut alors etre décomposée sur la base V_{-1} . Il existe alors une suite numérique g(n) telle que :

$$\psi(t) = \sum_{n} g[n] \varphi_{-1, n}(t)$$

Ou encor :

$$\psi(t) = \sum_{n} g[n] 2^{\frac{1}{2}} \varphi(2t - n)$$

La suite numérique g[n] qui sera également considérée comme la réponse impulsion elle d'un filtre numérique peut alors être construite en partant de l'expression précédente.

$$g[n] = \langle \psi(t), \varphi_{-1, n}(t) \rangle$$

Un calcul analogue en tous points au calcul des coefficients d'approximation, nous permet d'écrire les coefficients de détail à la résolution *j* comme suit :

$$d_n^j = \sum_n \tilde{g}[l-2n]\langle f(t), \varphi_{j-1, l}(t) \rangle = \sum_n \tilde{g}[l-2n]a_l^{j-1}$$

Le signal de détail $d_j(t)$ du signal f(t) est donc le filtrage de l'approximation $a_{j-1}(t)$ par le filtre de réponse impulsionnelle \tilde{g} suivi par un sous- echantionnage de rapport 2.

Remarque : Certain algorithme de décomposition sont complétés par un suréchantillonnage de rapport de 2 afin de garder le même nombre d'échantillons dans tous les vecteurs a la sortie des filtres.

Conclusion : La décomposition d'un signal par analyse multirésolution consiste a l'injecter dans deux filtres miroirs (un p-bas et un p-haut).a chaque itération, l'approximation du signal est à nouveau décomposé (voir la figure2.7)



Figure 2.7. Décomposition dyadique d'un signal en bande de fréquences.

Reconstruction du signal décomposé (synthèse)

D'après les paragraphes précédents on a :

 $a_{j-1}(t) = \sum_n a_n^j \varphi_{j,n}(t) + \sum_n d_n^j \psi_{j,n}(t)$

A l'échelle j-1, nous avons $a_{j-1}(t) = \sum_n a_n^{j-1} \varphi_{j-1,n}(t)$ avec :

$$a_n^{j-1} = \langle f(t), \varphi_{j-1,n}(t) \rangle$$
 alors, $a_{j-1}(t) = \sum_n \langle f(t), \varphi_{j-1,n}(t) \rangle \varphi_{j-1,n}(t)$

Or la projection de la fonction f(t) sur la base $\varphi_{j-1,n}(t)$ est égale à la projection de son approximation $a_{j-1}(t)$ sur la même base :

 $a_{j-1}(t) = \sum_n \langle a_{j-1}, \varphi_{j-1,n}(t) \rangle \varphi_{j-1,n}(t)$

2.7. CONCLUSION

Au cours de ces dernières années, les méthodes classiques d'analyse spectrale ont été utilisées comme analyse complémentaire ou alternative à l'analyse temporelle traditionnelle des signaux.

Dans ce chapitre nous avons présenté quelques méthodes de traitement de signal pour l'analyser un signal et en dégager l'information originale.

L'utilisation des méthodes temps-fréquence se révèle nécessaire pour la détection de l'information fondamentale, tel que la transformation la plus utile transformée de Fourier suivi par une transformation de Fourier Court Terme et finalement la transformation de Wigner-Ville avec ces deux type Wigner-Ville Lissée et le deuxième type est la transformation de Pseudo Wigner-Ville Lissée. Et nous avons montrée aussi que la transformé en Ondelettes permet D'obtenir une distribution Temps-Fréquence et tempséchelle de l'énergie d'un signal et par conséquent la distribution Temps-fréquence Une analyse comparative effectuée sur les différentes méthodes montre l'intérêt de ces transformée par rapport aux autres transformations pour ce type d'analyse.

CHAPITRE 3

ANALYSE DE L'*ECG* PAR LES REPRESENTATIONS TEMPS-FREQUENCE

3.1. INTRODUCTION

Dans les conditions idéales le niveau de bruit est réduit à un niveau négligeable par rapport au niveau du signal pour que tout filtre soit inutile malheureusement, dans les données réelles le bruit est toujours présent.

3.2. FILTRAGE

3.2.1. Objectif

L'objectif du filtrage est la réduction et l'élimination du bruit avec la conservation des caractéristiques du signal original.

Le bruit correspond en général à des détails donc il est éliminer par un seuillage des coefficients d'ondelettes. Nous obtient alors un signal plus lisse donc filtre [12]

3.2.2. PRINCIPE DE FILTRAGE PAR ONDELETTES

Il ya trois points principaux dans la procédure de filtrage d'un signal bruité.

3.2.2.1. DECOMPOSITION

Pour une bonne décomposition il procède a :

3.2.2.1.1. CHOIX DE D'ONDELETTES

Il faut choisir une ondelette a adéquate, le choix des ondelettes dépend surtout de l'application.

Le choix des ondelettes doit satisfaire les critères suivants :

- 2. La régularité (les coefficients des ondelettes liés aux phénomènes du bruit)
- 3. La symétrie
- 4. La décroissance rapide à l'infini.

L'analyse du choix de l'ondelette analysante (ondelette-mère) sera effectuée sur la base d'un test de plusieurs ondelettes analysantes .ceci se fera sur l'étude de l'erreur, existant entre le signal original (signal d'un cas normal à l'état brut) et le signal de synthèse (signal après reconstruction).

3.2.2.1.2. NIVEAU DE DECOMPOSITION

La décomposition en ondelettes orthogonales se détail comme suit le premier pas se décompose en deux parties, la première ou les coefficients de la partie approximation (A1) sont calculés et la seconde ou se sont les coefficients de la partie détail (D1) qui sont calculés .la perte entre deux approximations et représente une décomposition à n^{ième} niveaux



Figure 3.1 : décomposition à n niveaux

3.2.2.2. SEUILLAGE

Le seuillage est une technique utilisée pour le filtrage des signaux et des images .la transformation discrète de l'ondelette utilise deux types de filtres .le filtrage moyen et le filtrage du détail .quand nous décomposons un signal à l'aide de la transformation en ondelette nous décomposons un signal à l'aide de la transformation en ondelette nous décomposons un signal à l'aide de la transformation en ondelette nous décomposons un signal à l'aide de la transformation en ondelette nous décomposons un signal à l'aide de la transformation en ondelette nous décomposons un signal à l'aide de haute fréquence.

Ces sous bandes de haute fréquence sont les détails des données .si ces détails sont assez petits ils peuvent être négligé sans pour autant affecter les données de base

En plus ses détails sont souvent associés directement au bruit et en remplaçant ses coefficients par zéro ont diminué les composants te du bruit. Dans un but d d'optimisation on pourra représenter le spectre de l'image afin de pouvoir déterminer les composantes les plus importantes de ce dernier est donc celle que l'on doit garder ceci est la base du Seuillage.

3.2.2.2.1. FILTRAGE PAR SEUILLAGE DES COEFFICIENTS DE DETAIL

Dans la présente application, les utilisant la méthode de filtrage [29] utilisant le seuillage des coefficients de détails après la décomposition du signal par analyse mutirésolution.

Les coefficients au dessus des du seuil, caractéristiques des ruptures dans le signal, sont suffisants pour le reconstituer par synthèse. Les faibles coefficients en dessous du seuil, correspondent à du bruite et peuvent être supprimés. La décomposition jusqu'au a un niveau donné a été choisie dans le but de ne pas dégrader des complexes QRS après Seuillage. Sur l'ensemble des coefficients, on remarque que ceux de faibles amplitudes ou de faible vaillance correspondent plutôt au région d'inactivité du signal ECG ne comportant que du bruit. Pour Seuiller ces coefficients de détails, donoho a proposé un seuil universel T définie comme suite :

$$T = \hat{\sigma} \sqrt{2\log(N)} \tag{3.1}$$

Ou N est le nombre d'échantillons de la séquence à Seuiller et σ , l'estimation de l'écart type du bruit à la résolution la plus fine (j=1).Ce seuil a été amélioré par johnstone et silverman afin de l'adapter .A chaque niveau de résolution j et tenir compte ainsi des bruits non stationnaires et corrélés[Johnstone 1996].on calcule alors un seuil à chaque niveau de résolution par :

$$T = \hat{\sigma} \sqrt{2\log(Nj)} \tag{3.2}$$

Ou N_j est le nombre de coefficients dans le vecteur d_n^j et σ_j ECG l'estimation de l'écart type du bruit à la résolution (j).

a) ESTIMATION DE L'ECART TYPE DU BRUIT

l'écart type σ du bruit est estimé par une méthode de statistiques et utilisant la valeur la médiane de la variation absolue (médian absolue dérivation ou MAD) qui représente un estimateur robuste. Pour un vecteur X cette valeur est donnée par

$$MAD(X) = med [|x - med(x)|]$$
(3.3)

Ou med(X) représente la médiane où la valeur centrale du vecteur X.L'écart type d'un bruit gaussien de moyenne nulle sur X peut être estimé par :

$$\sigma = Q.MAD(X) \tag{3.4}$$

Q est une constante qui dépend de la distribution du bruit. Dans le cas d'un bruit gaussien $Q=F^{-1}(0.75)=1.4826$, avec F^{-1} , l'inverse de la fonction de répartition de la distribution gaussienne. Dans ce cas on a :

$$\sigma = \frac{MAD(x)}{0.6745} \tag{3.5}$$

Plusieurs types de seuillage ont été proposés :

b) SEUILLAGE DOUX

Dans le cas du Seuillage doux, on met toujours à zéro les coefficients inférieure à un seul 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 enlevé l'effet du bruit même pour les forts coefficients. Figure 3.3 [5].

 $P(x) = \begin{array}{ccc} 0 & si \mid x \mid > T \\ x - sin(x)T & si \mid x \mid \ge T \end{array}$ (3.6)



Le coefficient Seuillé sera donc plus petit qui le coefficient du signal. Ce type de Seuillage garantit que le signal est obtenu sera toujours plus régulier

L'inconvénient de ce type de Seuillage est que la possibilité d'erreurs dues au choix du seuil est plus grande qu'avec le Seuillage dur.

c) SEUILLAGE DUR

Le Seuillage dur est le plus' intuitif'. On se fixe un seuil T > 0. On ne conserve que les coefficients d'ondelettes supérieures à T et on met à zéro les autres (figures 3.3).





Figure 3.3: Courbe du seuillage dur

De plus, il y a deux manières d'application de ces deux types de Seuillage :

- Seuillage dur : cela est basé sur l'application d'un seul fixe pour tous les niveaux de décomposition. On l'appelle aussi Seuillage globale.
- Seuillage doux : Dans ce type de Seuillage, le seuil varie itérativement d'un niveau de décomposition à un autre. On l'appelle aussi Seuillage local. Le Seuillage dynamique doux est plus adapté au filtrage car il intervient en modifiant les valeurs des coefficients.

3.2.2.2.2. CHOIX DU SEUIL

Le Seuillage, comme nous venons de le voir, est une technique et à destination d'un signal ou d'une image. En général il n'est pas possible de calculer l'estimateur qui minimise le risque d'écart au signal, en le cherchant parmi tous les estimateurs possibles.

Dans un premier temps, le choix le plus classique était de se limiter aux opérateurs linéaires.il y a à peine une dizaine d'années, donoho et johnstone on fait une percée fondamentale en montrant que des estimateurs par Seuillage avaient un risque proche de la borne est inférieure.[24]

3.2.2.2.3. RISQUE

un signal X[N] de taille N et contaminés par l'addition d'un bruit. Le bruit est modélisé comme la réalisation d'un processus aléatoire W[n], dans la distribution de probabilité est connue. Les données mesurées sont :

$$Y[n] = X[n] + W[n]$$
 (3.8)

Le signale X est estimé en transformant les données bruitées Y à l'aide d'un opérateur de décision D. L'estimateur résultant est : X=DY (3.9) Le risque de l'estimateur X de x est calculé en moyenne par rapport à la distribution de probabilités du bruit W : $r(D, x)=E \{ | X-DY |^2 \}$ (3.10)

Un seuillage doux avec ce seuil produit d'ailleurs souvent un risque plus grand qu'un seuillage dur. Pour obtenir un risque de même ordre pour un seuillage doux et un seuillage dur, il faut souvent utiliser un seuil deux fois plus petit pour un seuillage doux.

Type de seuillage	inconvenient	avantages	résultats
Seuillage dur	Reconstruction discontinue	Préserve l'amplitude Du signal mesuré	*Bonne estimation des transitions *Les artefacts assez importants dus aux grands coefficients du bruit
Seuillage doux	Diminution artificielle de l'amplitude de l'estimation	*Propriétés mathématiques pour certains algorithmes *Reconstruction plus continue	 *moins bonne estimation des transitions *amplitudes des artefacts dus au bruit proches de 0

Tableau 3.1 : comparaison avec les deux types de seuillage

3.2.2.3. RECONSTRUCTION

A partir des coefficients seuillés on peut faire une reconstruction du signal en utilisant la transformée en ondelettes inverse. On obtient alors le signal débruité .les coefficients d'ondelettes sont constitués des coefficients d'approximation et coefficients détails.

Inutile de conserver tous les signaux d'approximation car dans l'expression

$$(A(n)=A(n+1)+D(n+1))$$
(3.11)

On peut conserver seulement la dernière approximation pour faire une bonne reconstruction. Application filtrage du signal ECG

3.3. APPLICATION DE FILTRAGE DU SIGNAL ECG

Pour avoir un débruitage du signal ECG avec une reconstitution parfaite, nous avons programmé un algorithme à l'aide du logiciel MATLAB 2010 en introduisant la DWT à base d'ondelettes, en suivant les étapes :

- chargement de vecteur du signal ECG ;
- Décomposition du signal à plusieurs niveaux ;

- Fixation de la valeur du seuil en fonction de la valeur max des coefficients d'ondelettes ;
- filtrage du signal ECG à base d'ondelettes orthogonales à chaque niveau de décomposition ;
- Reconstruction du signal à partir des coefficients seuillés.

Dans la suite, nous allons interpréter les différents résultats obtenus par l'application de cet algorithme à un signal ECG réel.

3.3.1. Algorithme de filtrage

Cet algorithme est rapide, efficace, facile à retenir et le plus utilisé.



Figure 3.4 : algorithme de filtrage.

3.4. PARTIES SIMULATION DES SIGNAUX ECG BRUITES

Dans cette partie, ont présente les résultats d'application des outils de traitement de signal développés appliqués au signal ECG. Ils ont été développés en utilisant MATLAB 2010.

Les signaux des tests sont initialement est générée par MATLAB, en introduisant trois bruits : un signal sinusoïdal de fréquences 50 HZ bruit du réseau électrique. Un signalé ECG modulé par le bruit de respiration de fréquences 2 HZ, et un signal ECG bruité sur une partie seulement.

3.4.1. SIGNAL ECG CONTAMINE PAR UN BRUIT DE 50 HZ

Dans ce cas, on a utilisé un signal ECG de 4000 échantillons, contaminé par un bruit du réseau électrique de 50 Hz.



Figure 3.5. Signal a analysé bruité avec un signal de 50 Hz

on a appliqué l'algorithme de filtrage par ondelettes de daubechies 'db7' avec quatre niveaux de décomposition, avec utilisation de seuillage doux dont la valeur du seuil égale a 50% des coefficients de décompositions du signal de 4000 échantillons. La figure suivante *3.6* Montre les coefficients d'approximations et Les coefficients de détails respectivement.



Figure 3.6. Coefficients d'approximations et de détails du signal bruité pour les niveaux 1, 2, 3,4

On remarque que lorsqu'on augmente le niveau de décomposition, les coefficients d'approximations prennent la forme du signal et les coefficients de détails correspondent au signal de bruit. De plus, le filtrage appliqué est efficace.



La figure en dessus. Montre le signal bruité et le signal filtrage respectivement

Figure 3.7. Le signal bruité en haut de la figure et le signal filtrage en bas de celle ci

On analyse le signal ECG bruité et filtré par la transformée d'ondelette continue respectivement.



Figure 3.8. Analyse du signal bruité par ondelette db7

Nous constatons que les basses fréquences sont représentées en haut de l'image, et les hautes fréquences en bas de celle ci. La prédominance des complexes QRS marque la présence des autres ondes en basses fréquences, par contre on remarque que les battements étroits leurs spectres tend ver les hautes fréquences. De même le bruit persiste tout au long du signal, et se manifeste essentiellement en hautes fréquences par la présence de raies verticales.



Figure 3.9 : Analyse du signal filtré par ondelette db7

Après le filtrage du signal, Le bruit de 50 Hz qui apparaissait en forme de raies verticales tous au long du signal sont disparues

• On représente l'analyse fréquentielle des signaux ECG bruité et filtré respectivement



Le bruit de 50 Hz, apparait en forme de pic à 50 Hz, qui est disparue après le filtrage de ce dernier

• On a appliqué la méthode de TWV sur notre signal bruité et filtré. Afin de définir la sensibilité de la TWV au bruit, les figures 3.14et 3.15 représentent respectivement le signal bruité et filtré



Figure 3.11. Analyse du signal bruité par la TWV



Figure 3.12 : analyse du signal filtré par la TWV.

Sur la figure 3.11, les differentes ondes n'apparaissent pas clairement elles sont déformé par le bruit par contre la figure 3.12 .représente le signal filtré les differentes ondes apparaissent clairaement.

• On a appliqué la méthode de T.O en 3D sur notre signal bruité et filtré



Figure 3.13 : scalogramme des signaux avec ondelette de Morlet : a) Scalogramme du signal bruité, b) scalogramme du signal filtré

La représentation en 3D permet de détecter efficacement les ruptures dans le signal on distingue clairement l'aspect des complexe QRS qui sont localisé en basses fréquence tandis que le bruit est visible en hautes fréquence (la zone entouré).

3.4.2. SIGNAL ECG PARTIELLEMENT BRUITE AVEC EST UN BRUIT DE 50HZ

Dans cette partie, on a simulé un signal ECG de 4000 échantillons partiellement bruité (c.à.d. entre 2000 et 4000 derniers échantillons). On a appliqué le filtrage par ondelette debaubechies 'db7' avec trois niveaux des décompositions dont la valeur du seuil égal à 70 % des coefficients de décompositions du signal, ce qui est montré sur la figure 3.14.



Figure 3.14. Signal ECG bruité en haut et filtré en bas

L'ensemble des traitements développés a été appliquée sur le signal générer, les résultats sont montrés comme suit : la figure 3.15 montre l'analyseur d'ECG par la transformée d'ondelette continue, la figure 3.16 montre la TWV du signal ECG bruité et filtré et enfin la figure 3.17 présente la FFT du signal bruité et filtré .



Figure 3.15 : analyse des signaux par ondelette de morlet

Nous remarquons que dans la partie où le signal est bruité, il y a apparition de raie, ces raies disparaissent lorsque le bruit est filtré.



Figure 3.16 représentation du signal bruité et débruité par la TWV

La figure (3.16) traduit la distribution énergétique en temps-fréquence de la transformée de Wigner Ville du signal. Des zones de brillances apparaissent au court de la deuxième partie du signal qui corresponde a la partie bruité du signal.



Figure 3.17 : analyse du signal bruité et filtré par la FFT

Le bruit de 50 Hz apparait clairement sur l'analyse fréquentiel mais il ne nous renseigne pas sur quelle partie du signal s'y trouve.

L'analyse en fréquence n'informe pas sur la localisation temporelle du changement de régime dans le signal par contre l'analyse temps fréquence permet de retrouver à la fois les fréquences et l'information temporelle (l'ordre dans les quel sont classés).

3.4.3. SIGNAL ECG PERTURBE PAR UN MOUVEMENT D'ELECTRODE

Dans ce cas, on a utilisé est signal ECG réel de 2500 échantillons, contaminé par un bruit respiratoire et perturbé par un mouvement d'électrode (après 1000 d'échantillons).l'ensemble des outils développés a été appliquée, sans filtrage, seules les résultats jugés importants ont été présentés tels que :la figure 3.18 montre le signal ECG à traiter, la figure 3.19 représente l'analyse du signal par l'usage de la transformée en ondelettes continue, enfin la figure 3.20 montre la TWV propre au signal.



Figure 3.18: signal analysé.





Figure 3.19: L'analyse du signal ECG avec mouvement de l'électrode par la transformée en ondelette.

La figure 3.19 représente le mouvement d'électrode par un changement de spectre ainsi on peut localiser a quel instant il est situé dans le temps.





Figure 3.20 : La TWV du signal ECG avec mouvement de l'électrode

On remarquer d'après les résultats montrés précédemment, que le bruit lié au mouvement d'électrodes apparait comme une raie spectrale dans la représentation de la TWV.

3.4.4. SIGNALE ECG MODULE AVEC UN BRUIT RESPIRATOIRE

Dans cette partie, on a généré un signal ECG de 4000 échantillons modulés par un bruit simulant le signal de respiration de 2Hz



Figure 3.21 : Signal ECG bruité par un bruit respiratoire.

La figure 3.22. Présente la FFT du signal ECG bruité et filtre.



Figure 3.22. Analyse spectrale du signal bruité en haut et filtré en bas

Pour l'analyse d'un enregistrement ECG, un œil exercé fait abstraction de cette ligne : elle est prise comme référence pour étudier la forme et la hauteur des différentes ondes cardiaques .dans le cas du traitement automatique, il est impératif de la repérer précisément pour fixer la référence des tensions dans l'algorithme global.

Puisque la dérive de la ligne de base est un phénomène s'illustrant dans les basses fréquences du signal ECG, nous pouvons appliquer un filtrage passe haut pour la supprimer. L'analyse multirésolution réalise un découpage itératif en bande de fréquences. elle s'avère alors utile pour corriger cette dérive [29]

La procédure consiste à décomposer le signal jusqu'à un niveau de résolution j suffisant pour séparer la ligne de base du reste du signal ECG. Nous reconstruisons alors le signal utile en annulant l'élément de plus basse fréquence. En tenant compte de la fréquence d'échantillonnage f_e des enregistrements utilisés et en nous référant aux travaux publiés dans [THAKOR 1984,PAN 1985] ou il a été montré que la puissance des complexes QRS appartient à une bande de fréquences supérieures à 5Hz, nous avons fixé le niveau j à 6.la procédure équivaut alors à un filtrage P-haut avec une fréquence de coupure de 2.8 Hz.

La figure 3.23 indique la décomposition jusqu'au niveau 6 d'un signal ECG avec dérive de la ligne de Base. Nous constatons que ce bruit n'est représenté que par les coefficients d'échelle a_n^6 correspondant à une bande de fréquences [0 à 2.8 Hz].





Figure 3.23 : décomposition niveau 6

Nous tenons à noter que ces méthodes de filtrage utilisées n'affectent ni sur la morphologie ni le contenu fréquentiel des QRS qui constituent la zone d'intérêt de notre étude. Ces deux paramètres font partie des principales caractéristiques discriminantes des battements cardiaques.la figure 3.24. Indique le signal ECG avant et après filtrer.



Figure 3.24. Signal en haut bruité et en bas signal filtré

Les résultats de suppression de la ligne de base sont donnés en figures 3.24

3.5. CONCLUSION

L'algorithme de filtrage est le programme qui filtre les donnée brutes du signal fournies en entrée et crée une sortie filtré. L'algorithme de décompression effectue l'opération inverse, souvent appelée reconstruction. L'application de l'ensemble des fonctions d'ondelettes développées sur des signaux générés, afin de tester l'efficacité de ces outils et de voir ce que peut rapporter l'analyse temps –fréquence dans cette étude.

Plusieurs signaux réels ont été traités par les outils de traitement de signal développés par l'usage de la transformée en ondelettes. Les résultats obtenus dans la partie simulation en générant des signaux ECG contaminés par plusieurs types de bruit : le bruit du 50Hz, le bruit respiration et perturbé par un mouvement d'électrode. On note aussi, que les résultats sont assez divers que l'analyse devait être pointue et précise pour exploiter le contenu en même temps fréquentiel et temporel des signaux étudiés.

CHAPITRE 4

ANALYSE DE LA REGULARITE DES BATTEMENTS DU CŒUR

4.1. INTRODUCTION

Le complexe QRS représente l'activité électrique la plus importante du signal ECG. La détection de ce complexe joue un rôle important dans l'identification et la mesure des paramètres électrocardiographiques. De plus, cette localisation nous permet par la suite de suivre l'évolution du rythme cardiaque.

4.2. CHAINE D'AQUISITION

Pour expliquer la manière de l'utilisation de notre base de données enregistrée en binaire, nous donnons brièvement le principe dans lequel ont été enregistré cette base de donnée de signaux orthogonaux



Figure 4.1 : La chaine d'acquisition des signaux cardiaque

Les signaux issus des électrodes sont placés en dérivation orthogonales. Ils traversent un bloc d'amplification et préamplification avec un gain variable de100 à 1000.

Puis ils sont envoyés à la carte de conversion (CAN) Dakboard 100. Cette carte remplit la fonction d'échantillonnage et de quantification dont le codage est donné sur 12 bits. Le mode d'acquisition des signaux est pris en bipolaire avec une fréquence d'échantillonnage Fe = 1khz.

Les tensions de référence de cette carte sont prises entre (-5v) et (+5v)

D'où la valeur du signal en volt est donnée par relation de conversion de binaire suivante :

Valeur en volt =
$$\left(\text{code } * \frac{9.9976}{4095} \right) - 5$$
 (4.1)

On peut retrouver que le zéro volt est codé par une valeur de 2047, et toute les amplitudes positives sont situés de 2048 a 4095 et celle qui sont négatives se trouvent entre 0 et 2046. Les traitements numériques sont effectues par le PC a travers des algorithmes.
4.3. DETECTION DU COMPLEXE QRS

4.3.1. QUELQUES METHODES DE DETECTION EXISTANTES

Plusieurs méthodes de détection du complexe QRS existent dans la littérature et ont été développées .Vue leur nombre très important, Nous allons expliquer brièvement certains de ses méthodes

4.3.1.1. METHODE DE GRADIENT

On remarque que l'ECG possède deux fronts de forte pente par rapport aux autres ondes de l'ECG (l'un montant, l'autre descendant), on peut se baser sur le gradient comme étant un critère valable de détection du complexe QRS. La présence du QRS est détectée si la valeur de son gradient se trouve à l'intérieur d'une fourchette délimitée. Dans l'enregistrement de l'ECG certains artefacts peuvent se retrouver dans la fourchette (GS, GI). [17]



Figure 4.2 : méthode du gradient.

GS : le gradient supérieur.

GI : le gradient inferieur.

Par conséquent leur apparition serait interprétée par le 1_{er} critère comme un QRS. Pour l'éviter, un deuxième critère sur la durée du QRS minimum est ajouté. Ces artéfacts sont généralement de très forte pente mais de durée très courte par rapport à la durée QRS.

4.3.1.2. Methodes de detection basees sur la derivee premiere et /ou seconde

Le signal ECG présente une forte rupture de pentes au niveau du pic R (une forte pente positive suivi d'une forte pente négative), d'où l'idée de dériver ce signal. La dérivation du signal ECG nous permet d'avoir un signal avec un maximum et un minimum de grandes amplitudes aux alentours de point R. L'opérateur de dérivation se comporte du point de vue fréquentiel comme un filtre passe haut; ce qui permet d'atténuer les variations lentes du signal et de mettre en valeur les variations rapides. Nous pouvons lire dans la littérature plusieurs formes de calcul de la dérivée du signal ECG [11].

Pour ce qui est de l'utilisation de la dérivée seconde, elle permet de suivre les variations de la dérivée première. Elle est utilisée d'une façon seule ou combinée avec la dérivée première. D'autres traitements sont utilisés pour accentuer ces paramètres tels que la valeur absolue, le lissage et l'élévation au carrée, ou au cube.

La détection des complexes QRS se fait par rapport à un seuil fixe ou adaptatif.

4.3.1.3. PROCEDE DE DETECTION BASEE SUR LE FILTRAGE NUMERIQUE

L'analyse spectrale du signal ECG montre que la majorité des composantes fréquentielles du complexe QRS se situe entre 5 et 30 HZ [11].

Un filtre passe bande [5-30 HZ] permet donc d'éliminer l'artéfact respiratoire, le bruit du 50 Hz est une grande partie du bruit musculaire. D'autre part, le complexe QRS est mis en valeur relativement avec les autres ondes P et T du fait qu'une partie des composantes fréquentielles de ces ondes (P et T) se trouve éliminer par ce filtre. Pour la réalisation de ces filtres, plusieurs conceptions ont été réalisées. Ces derniers sont basés essentiellement sur la méthode du Butterworth à réponse impulsionnelle finie (R.I.F) [11].

4.3.1.4. METHODE DE DETECTION BASEE SUR LA RECONNAISSANCE DE FORME

Les méthodes proposées utilisent une classe de formes élémentaires permettant de représenter le signal ECG (Complexe QRS. Les ondes P et T). L'alphabet des formes primitives est constitué de segment de droite à forte pente positive, de segments à forte pente négative, de segments à faible pente positive, de segment à faible pente négative, de pic positif, de pic négatif et de forme parabolique. La segmentation et le découpage du signal permet de reconnaître le pic R du QRS (succession : forte pente positive, pic positive, forte pente négative).

4.3.1.5. AUTRES METHODES DE DETECTION

Il existe d'autres méthodes pour la détection de complexe QRS, comme les méthodes basées sur des critères statistiques, les réseaux de neurones et la transformée en ondelettes.

4.3.2. MISE AU POINT D'UNE METHODE DE DETECTION DES QRS

On réalise deux décompositions en ondelettes du signal, avec des ondelettes différentes, celle de Haar (qui possède de bonnes propriétés de localisation temporelle), et celle de CoifLets (qui possède de bonnes propriétés de localisation fréquentielle) cf. Figures 4.3 et 4.4.



Figure 4.3 : représentation du signal avec l'ondelette de coiflet



Figure 4.4 : représentation du signal avec l'ondelette de haar

On effectue ensuite le produit des coefficients d'ondelettes du niveau basse résolution de Coiflet, qui présente peu de bruit, avec un niveau haute résolution de Haar ou le bruit est plus élève. Puis on prend la valeur absolue du produits cf. Figure (4.5, 4.6 et 4.7).



Figure 4.5. Coefficients de l'ondelette de haar et coiflet



Figure 4.6 : produit des coefficients d'ondelettes



Figure 4.7 : la valeur absolue du produit des deux coefficients

On réalise ainsi un lissage de la haute résolution dans le domaine des fréquences, ce qui conduit à diminuer le bruit présent sur le niveau de haute résolution.

La méthode de détection du QRS peut alors être employée sans que de fausses détections n'apparaissent, On remarque d'ailleurs qu'il n'est plus nécessaire de filtrer avant de procéder. Cependant, par précaution un filtrage sera cependant appliqué.

4.3.2.1. Algorithme de detection du pic R

Compte tenu des séquences de détection du complexe QRS présentées au paragraphe (4.3.2), nous définissons ici l'organigramme simplifié pour la détection des pics R.



Figure 4.8 : Algorithme de détection des pics R

- Seuil1= la valeur minimal des pics sur la figure 4.7 .On peut prendre entre 0.1 et 0.3.
- Seuil2=c'est l'écart entre les pics de la figure 4.7 on peut prendre entre 35 et 60.

Nous avons programmé tous nos algorithmes sous le logiciel de simulation mathématique MATLAB version 7.10. Le MATLAB comprend de nombreuses fonctions et commandes

simples a utilisé. De plus il nous permet la représentation de nos résultats sur des graphes en utilisant seulement quelques commandes graphiques.

Les programmes de visualisation et de détection des complexe QRS nous donnent les résultats suivant.





L'analyse battement par battement est utile pour détecter les anomalies du rythme cardiaque qui peuvent être signes de détresse vitale. Si ces anomalies sont détectées suffisamment tôt, il est possible de prévenir les complications des maladies de cœur et de sauver des vies.

4.4. DETECTION DE QUELQUES ANOMALIES DE RYTHME CARDIAQUE

La plupart des anomalies rythmiques sont dues à l'irrégularité de la fréquence de battement (écart R_R), d'où l'idée d'exploiter l'écart R_R pour détecter les anomalies. [6] et [14]

4.4.1. PRINCIPE DE DETECTION

Après détection des QRS par la méthode des ondelettes



Figure 4.10 : L'écart R_R

Soit :

R_R : l'écart entre deux pics.

R_Rmoy : la moyenne des écarts (R_R).

 $R_Rmoy = \Sigma R_R / (nbreQRS-1)$

Ou le nbre QRS est le nombre de QRS

La moyenne (R_R_{moy}) est évaluée sur tout l'enregistrement lors d'une acquisition de longue durée.

4.4.1.1. Organigramme du calcule de RR, RRMOY et du nombre de battements par minute



Figure 4.11: Organigramme de calcul de RR, RRmoy et du nombre de battements par minute

4.4.2. CRITERES DE DETECTION DES ANOMALIES RYTHMIQUES

4.4.2.1. BRADYCARDIE SINUSALE

La bradycardie est caractérisée par le fait que la fréquence cardiaque est inférieure à 60 bat/mn elle est détectée si :



4.4.2.2. TACHYCARDIE SINUSALE

La tachycardie sinusale correspond à un rythme sinusal dont la fréquence est comprise entre 100 et 180 bat/mn. Une « tachycardie » modérée et apparaissant dans des conditions de stress ou d'effort physiologique. Une tachycardie sinusale est considérée comme pathologique si elle est de longue durée et indépendante du contexte. Elle est détectée si :



Figure 4.12: la nature de rythme

4.4.2.2.1. ORGANIGRAMME DE DETECTION DE LA NATURE DU RYTHME

Suit a la détection des pics R on définie l'organigramme illustre par la figure (4.13) pour la détection de la nature du rythme.



Figure 4.13 : Organigramme de détection de la nature du rythme

Les bradycardies et tachycardies présentées précédemment engendrent essentiellement un rythme régulier pendant leur manifestation.

Cependant, certains de ces événements peuvent, d'une part, se manifester de manière sporadique, par phases, et produire ainsi des rythmes différents d'assez longues durées, ou, d'autre part, créer de véritables troubles de la régularité; il s'agit alors de troubles du rythme ou arythmies.

Un rythme est irrégulier s'il augmente et diminue de manière désordonnée dans le temps.

Nous commençons par calculer les fréquences cardiaques pour chaque 10 cycles (en considérant que les battements normaux) pendant une minute d'enregistrement puis nous déterminons le maximum $f_{max}(10)$ et le minimum $f_{min}(10)$ de ces fréquences.

Un rythme est considéré irrégulier si l'équivalent en bat/mn de la différence entre fmax et fmin est supérieur à 15 bat/mn.

(fmax(10) - fmin(10)) > 15 bat/mn

Si non le travail précédant sera réaffecté, mais en choisissant des séquences de 5 cycles, et le rythme sera jugé régulier si.

(fmax(5) - fmin(5)) < 15 bat/mn

4.4.2.3.1. ORGANIGRAMME DE DETECTION DE LA REGULARITE OU DE

L'IRREGULARITE DU RYTHME

Pour détecter la régularité ou l'irrégularité du rythme cardiaque cette organigramme nous illustre les étapes a suivre



Figure 4.14 : Organigramme de détection de la régularité ou de l'irrégularité du rythme

4.5. APPLICATION SUR UN SIGNAL REEL

Les programmes mis au point pour détecter les écarts temporels entre les cycles cardiaques ont été testé sur plusieurs cas. Nous avons choisi un signal pour lui appliquer. La figure IV.12. Représente le signal a analysé de duré 10000 échantillons La suite donne respectivement les tracés :

- la détection des pics R ;
- L'écart temporel RR sur tout l'enregistrement ;
- Et nous renseignent sur l'état du patient.



Figure 4.15. La détection des pics R

Les tableaux suivants nous donnent l'écart temporel RR sur tout l'enregistrement en battements par minute, ainsi que, les fréquences cardiaques pour chaque 10 cycle ensuite chaque 5 cycle.

RR ₁₋₁₀	31.83	30.33	31.00	30.66	30.16	28.16	33.83	28.50	31.66	27.83
RR ₁₀₋₂₀	36.50	33.00	34.83	35.50	34.33	32.50	31.83	30.83	30.00	32.50
RR ₂₀₋₃₀	33.83	33.33	29.00	37.00	31.83	33.16	32.83	32.66	34.00	33.50
RR ₃₀₋₄₀	34.66	30.16	42.66	37.00	31.83	37.00	33.83	33.50	33.33	32.16
RR ₄₀₋₅₀	32.66	35.66	34.66	33.83	27.50	39.66	34.00	35.66	31.50	32.00

Tableau 4.1 : L'écart temporel RR sur tout l'enregistrement

Pour calculer le rythme cardiaque du patient pour tout l'enregistrement on applique la loi présidente.

 $R_Rmoy = \Sigma R_R / (nbre RR-1)$

R_Rmoy=38 bat/mn donc il est < 60 bat/min le patient est atteint d'une Brachycardie

Maintenant on calcul les fréquences cardiaques pour chaque 10 cycle

Tableau 4	4.2 :	les	fréquences	cardiagues	pour	chaque	10	cvcle
					F			-,

RRmoy ₁₋₁₀	RRmoy ₁₀₋₂₀	RRmoy ₂₀₋₃₀	RRmoy ₃₀₋₄₀	RRmoy ₄₀₋₅₀
30.36	33.18	33.11	34.16	33.71

 $max_{10}=34.16$ bat/min

 min_{10} =30.36 bat/min

 $\max_{10}-\min_{10}=34.16-30.36=3.8 \text{ bat/min} < 15 \text{ bat/min}$

et enfin on calcul les fréquences cardiaques pour chaque 5 cycle

Tableau 4.3 : les fréquences cardiaques pour chaque 5 cycle.

RR ₁₋₅	RR ₅₋₁₀	RR ₁₀₋₁₅	RR ₁₅₋₂₀	RR ₂₀₋₂₅	RR ₂₅₋₃₀	RR ₃₀₋₃₅	RR ₃₅₋₄₀	RR ₄₀₋₄₅	RR ₄₅₋₅₀
30.79	29.99	34.83	31.53	33.23	32.99	27.43	33.96	35.26	34.56

 $max_5=34.83 bat/min min_5=27.43 bat/min$

 $max_5 - min_5 = 34.83 - 27.43 = 7.4 \ bat/min < 15 \ bat/min$ (4.2) D'après (4.1) et (4.2) le rythme cardiaque du patient est régulier

4.6. CONCLUSION

La localisation des pics R nous à permis par la suite de détecté les différentes anomalies du signal cardiaque.

La visualisation du signal cardiaque cycle par cycle nous à confirmer les résultats obtenu par l'analyse des anomalies testé sur une base de donnée réel préexistante.

La représentation des intervalles RR en fonction de la position des cycles est très intéressante pour la surveillance de longue durée.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale

Nous avons développé des techniques de traitement du signal ECG en utilisant la transformée en ondelette, le choix de l'ondelette a transformée était dictée par les caractéristique du signal en question. Parmi les avantages de cette technique, on cite la possibilité de travailler en sous bandes et de séparer les composantes du bruit des composantes du signal lui-même .la méthodologie adoptée consiste a agir sur chaque niveau de résolution séparément ,en procédant chaque fois a la suppression du bruit puis a la reconstruction du signal ECG.

Parmi les traitements développés sous Matlab, le filtrage du signal ECG entaché par certains bruit tel que le bruit du réseau électrique .l'application en ondelette de 'daubechies' nous a permis d'avoir des résultats satisfaisant quant au filtrage. La représentation des images tempsfréquences de ses signaux était un moyen pour identifier les complexes QRS, l'onde P et T par l'application de l'ondelette de 'morlet' les fonctions développées étaient appliquées sur d'autres signaux affectés par d'autres bruits comme la respiration, le mouvement d'électrodes ainsi que les

Ce travail nous a permis d'acquérir des notions d'électrocardiographie puis d'étudier le signal ECG, indispensable pour la plupart des diagnostics. Ce signal est non stationnaire souvent accompagné de bruits dont le premier type est du la respiration du patient, à ses mouvements et à ses tremblements musculaires ; le deuxième type est du à la technique d'enregistrement.

Ce signal non stationnaire et riche en composantes fréquentielles est un très bon exemple sur lequel nous avons mis en œuvre les outils et méthodes de traitement développés.

Les résultats obtenus en appliquant les différentes représentations temps-fréquence ont montré plusieurs aspects des différents bruits : leurs localisations temporelles et fréquentielles ainsi que leurs niveaux de puissance. Le contenu temporel et fréquentiel d'un ECG bruité est alors comparé à celui des signaux ECG sains et propres. Des résultats très concluants sont notés.

Le filtrage du signal ECG affecté par divers bruits était au cœur des traitements développés. Le signal est décomposé en bandes de fréquence grâce à une analyse multirésolution. Les traitements effectués sur les différents niveaux de résolutions nous ont permis de supprimer aussi bien les bruits de haute fréquence que les bruits de très basse fréquence, c'est-à-dire les dérives de la ligne de base. Notons que parmi les avantage d'un tel algorithme de filtrage est que les caractéristiques du signal original sont bien réservées.

L'une des principales applications de la transformée en ondelette continue est la détection de ruptures aussi bien énergétique que fréquentielle. Pour mettre une telle application en évidence, nous avons procédé à une détection des ondes R des complexes QRS. Pour ce faire, deux ondelettes sont conjointement utilisées sur deux résolutions différentes. Les résultats indiqués montrent que la totalité des ondes R appartenant à des types de battements différents sont détectées.

Cette étude a permis d'améliorer et de concrétiser certaines de nos connaissances en traitement du signal. Nous avons également eu l'occasion de travailler plus sous environnement Matlab. Les résultats obtenus avec les fonctions développées sont très concluants.

Des travaux en perspective sont également envisagés. Nous pourrions envisager la mise en évidence des effets de bruits non traités dans ce présent travail ou encore l'exploitation conjointe du signal ECG avec d'autres signaux comme la pression arterielle.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Bibliographie

[1] Pidoux B., 2007 ; "Le sommeil et sa pathologie ". Université Paris VI. France.

[2] Kors C. et Bemmel J., 1990; "*Classification methods for computerized interpretation of the electrocardiogram. Methods of Information in Medicine*, **29**:330–336.

[3] Nugent C. et Webb J., 1998; "Bi-dimensional Feature Selection of Electrocardiographic Data"; Proceedings of the VIII Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing, MEDICON.

[4] Tchiotsop D., 2007 ; "*Modélisations polynomiales des signaux ECG. Applications à la compression* ", Thèse de doctorat, Université Nancy (France),.

[5] Donoho, D. L., 1995; "*De-noising by soft tresholding, IEEE trans.information Theory*", vol, 41, n°3, pp, 613-627, May 1995.

[6] Hazan E., Delzant J.F. et F. et R.H. ; polge d'autheville. Lecture accéléré de l'ECG.

[7] Flandrin. P., 1993; "Temps-fréquence", Hermès.

[8] Morganroth J., Gussak I., "Cardiac safety of noncardiac drugs: practical guidelines for clinica", livre, p139.

[9] Stephenson J., "*Detection of Isoelectric Baseline and High Frequency Noise within Electrocardiographique Signal*", ESPCI, Laboratoire d'Electronique2000.

[10] Jacky. Dumas, "*L'analyse temps – fréquence*", 01dB-STELL (Groupe MVI technologies) Directeur Marketing 565 rue de sans souci 69760 LIMONEST, version février, 2001.

[11] Hamilton P-S., Tompkins W.J., 1986; "quantitative investigation of QRS detection rules usind the MIT/BIT arrhythmia database", IEEE trans .biomed.Eng. vol.BM.E 33, décembre 1986.

[12] Gabriel S., 2006 ; « rapport ondelettes débruitage par ondelette »,08 mars 06.

[13] Gary M.friesen, thomas c.jannet, member, manal afify jadallah, stanford l.yates, stephen r.quint, member, ieee, and h. troy nagle, fellow, IEEE."*a comparaison of the noise sensitivity of nine QRS detection algorithms*".IEEE transactions on biomedical engineering vol 37.no.1.january.1990.

[14] Kerrouche .K., haneche T., 1998 ; « Acquisition en temps réel du signal cardiaque ECG et détection des arythmies ». U.S.T.H.B, institut d'électronique, département de contrôle, Alger, 1998.

[15] Cuvillon L., 2006 : « compensation du battement cardiaque en chirurgie robotisée: Asservissement visuel d'un robot médical avec flexibilités ».

[16] Navarro L., 2008; «Représentation tridimensionnelle de la phase d'un signal dans un plan Temps-Fréquence - contribution a l'analyse des signaux Quasi-Stationnaires », Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieur des Mines, Saint-Etienne, version 1.

[17] Minoux M., 1983 ; « Programmation Mathématique » Tome 1, Dunod édition , pp. 118-122, 1983

[18] Maachi N-E., Mahdi F., 1997; «*Mise au point d'un logiciel d'extraction des micropotentiels du signal cardiaque* », PFE de l'USTHB.

[19] Thakor N.V., Webstor J.G. et Thompkins W.J.,1984; "*Estimation of the QRS Complex Power Spectra for Design of a QRS Filter*". IEEE Trans. Biomed. Eng., BME-31, No.11:702–706, 1984.

[20] Flandrin P. et Escudié B., 1985; "Principe et mise en œuvre de l'analyse temps-fréquence par transformation de Wigner-Ville", Volume 2 N°2, Paris, 1985.

[21] Flandrin P., 1989 ; "Représentations temps-fréquence des signaux non stationnaires", Volume 6 N°2, Paris.

[22] Pr KRIM M., 2001 ; « Cardiologie » ; tome1, Office des publications universitaire.

[23] Dubois R., 2004; «Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies cardiaques en électrocardiographie ». Doctorat Electronique, ESPCI.

[24] Rakotomalala M.A., Rakotomiraho.S., Randriamitantsoa A.A., «*Débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes* »; laboratoire informatique appliqué, image, signal, Télécommunication, automatique, département Télécommunication-Ecole Supérieure Polytechnique Université d'Antananarivo.

[25] Rerbal S., Bneabdellah M., habibes N., Tani A. M., Nemmiche A., «Analyse Spectro-Temporelle du Signal Electro-cardiographique Dans le cas de deux Cardiopathies », Université Abou Bekr Belkaid –Tlemcen.
[26] Selvakumar G., Bhoopathy Bagan K., Chidambararajan B., "wavelet decomposition for detection and claasification of critical ECG arrhythmias".

[27] Al-Ani T., 2008 "cours ISBS 2ème partie", Paris.

[28] Yue Min Zhu, Peyrin F. et Goutte R., 1990; "Transformation de Wigner-Ville discrète simplifiée : versions périodiques et apériodiques", Volume 7 N°2, Paris,

[29] Amirou Z., 2012 : «*Reconnaissance d'arythmies cardiaques par support vecteur machines (SVMs)* ». Thèse de doctorat, université Mouloud MAMMERI de Tizi-Ouzou, Algérie.

[30] Meziane N., 2006 ; « étude et réalisation d'une carte d'acquisition à haute résolution avec port USB pour les applications en biomédical » ; mémoire de magister.