## REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

Université d'Akli Mohand Oulhadj - BOUIRA

Faculté des Sciences et des Sciences Appliquées.

Département de Génie Electrique

## **MEMOIRE**

Présenté pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Génie Biomédical

Spécialité : Instrumentation Biomédical

## Sujet :

Analyse du signal ECG par les transformées en ondelettes

Réalisé par :

• H. DJAHOUARI

Dirigé par :

• S.BENSEGUENI (Maitre de conférences B)

Année Universitaire : 2017/2018

## **Remerciements**

En préambule, je souhaite rendre grâce à Dieu, le clément et le miséricordieux de m'avoir donné la force et la patience de mener à bien ce modeste travail.

Je tiens évidemment à débuter ces remerciements en témoignant de ma profonde reconnaissance envers Monsieur BENSEGUENI Skander, maître de conférence à l'Université BOUIRA pour m'avoir encadré et dirigé ce travail avec patience. Ainsi que pour sa riche contribution et ses précieux conseils.

Je remercie vivement Monsieur Yahiou Maître de conférences à l'Université BOUIRA, qui m'a fait l'honneur de présider le jury, ainsi que pour sa contribution à ma formation.

Je veux exprimer mes remerciements aux membres de jury,

Monsieur Benghania, MA à l'Université BOUIRA.

Mes remerciements s'adressent aussi à tous ceux qui ont prêté main forte.

## TABLE DES MATIERES

<b>Résumé</b> Liste d'abréviation	i ii
Liste des tableaux	iii
Liste des figures	Iv
Introduction générale	1
<i>CHAPITRE 1 :</i> LE CŒUR ET L'ELECTROCARDIOGRAPHIE 1 .1.Introduction	
1.2. Anatomie de système cardiovasculaire	3
1 .2.1 Cœur et cage thoracique	3
1.2.2. Anatomie du cœur	4
1.2.2.1. Activité mécanique cardiaque	5
1.2.2.2. La conduction électrique du cœur	5
1.3. Electrocardiogramme	7
1.3.1. Système de Dérivations électrocardiographique	7
1.3.1.1. Dérivations Périphériques	8
1.3.1.2. Les dérivations précordiales	9
1.3.2. Ondes et intervalles de l'ECG	9
1.4. Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme	10
1.4.1. Bruits techniques	10
1.4.2. Bruits physique	11
1.5. Les troubles du rythme cardiaque	12
1.5. La base de donnes MIT-BIH	14
1.6. Conclusion	15

## *CHAPITRE II :* La Transformée en ondelettes

2.1. Introduction	16
2.2. Représentation temps-fréquence : de Fourier aux ondelettes	16
2.3. Les ondelettes	18
2.3.1. Définition d'ondelettes	18
2.3.2. Propriétés des ondelettes	19
2.3.2. 1. Sélectivité en fréquence	19
2.3.2. 2. Similarité	19
2.3.2. 3. Symétrie	19
2.3.2. 4. Orthogonalité	19
2.3.2.5. Régularité	19
2.3.2.6. Relation entre fréquence et échelle	19
2.4. La transformée en ondelette	20
2.4.1.1. Définition	20
2.4.1. La transformée en ondelettes continu	20
2.4.1.2. Reconstruction	
2.4.2. Transformée en ondelettes dyadique	22
2.4.3. Transformée en ondelettes discrète	23
2.4.3.1. Définition	23
2.2.3.2. L'analyse multi résolution	24
2.4.3.3. Paquet d'ondelette	27
2.5. Choix d'ondelettes	
2.6. Application des ondelettes sur le signal ECG	
2.7. Conclusion	29

## *CHAPITRE III :* Algorithme de détection des complexes QRS

3.1. Introduction	30
3.2. Etude spectrale sur le signal ECG	30
3.3. Présentation générale de la méthode	

3.4. Algorithme de localisation du complexe QRS	31
3.4.1. Présentation de signal ECG	31
3.4.2. Transformée en ondelettes dyadique d'ordre 3	31
3.4.3. La puissance de la TODy	32
3.4.4. Seuillage	32
3.5. Etude comparative entre les différents types des ondelettes	
3.5.1. Critères d'évaluations	33
a) Les faux positifs (FP)	
b) Les faux négatifs (FN)	
c) Le taux de détection	
d) Les fausses détections (FD)	
e) Le taux d'erreur donné par	34
3.5.2. Comparaison	
3.6. RESULTATS DE DETECTION DES ONDES R	
3.6. CONCLUSION	41
REFERENCES	47

## Résumé

Le signal électrocardiogramme (ECG) est très largement utilisé comme l'un des outils les plus importants dans la pratique clinique afin d'évaluer l'état cardiaque des patients. Il représente les variations de l'activité électrique du cœur en fonction du temps. La classification des battements du signal ECG en différents cas pathologiques est une tâche de reconnaissance trèscomplexe. Dans cette mémoire, nous proposons un algorithme pour l'localisation du complexe QRS et détection de l'onde R basé sur la transformée en ondelettes dyadique.

#### Abstract

The electrocardiogram (ECG) signal is widely used as one of the most important tools in clinical practice to assess patients' cardiac status. It represents the variations of the electrical activity of the heart as a function of time. The classification of the ECG signal beats in different pathological cases is a very complex task of recognition. In this memory, we propose an algorithm for the localization of the QRS complex and detection of the R wave based on the dyadic wavelet transform.

## Liste d'abréviations

## A

**AV** : Auriculo-ventriculaire

- $\mathbf{aVR}$  : Dérivation augmentée du bras droit
- aVL : Dérivation augmentée bras gauche
- aVF : Dérivation augmentée de la jambe

## E

ECG : Electrocardiogramme

## $\mathbf{F}$

F :Jambe

## I

IEEE:Institute of Electrical and Electronics Engineers

## L

L :Gouche

## $\mathbf{M}$

MIT: Massachusetts Institute of Technology

## Ν

NAV : Auriculo-Ventriculaire

## Q

QRS : Trois ondes Q, R et S

## R

 $\mathbf{R}$ : Droite

## Т

TF : Transformée de FourierT.F.C.T : Transformée de Fourier à Court-TermeT.O : Transformée en Ondelettes

TOC : Transformée en Ondelettes Continue

## V

VG :Ventricule Gouche

VD : Ventricule Droite

V1, V2, ..., V6 :Dérivations précordiales

TODy : Transformée en Ondelettes Dyadique

TOD : Transformée en Ondelette Discrète

#### Liste des tableaux

Tableau 3. 1. Contenu des enregistrements.

**Tableau 3. 2.** Résultat d'application l'algorithme sur plusieurs types d'ondelettes(enregistrement 100).

**Tableau 3. 3.** Résultat d'application l'algorithme sur plusieurs type d'ondelettes (enregistrement 102).

Tableau 3. 4. Taux de détection pour plusieurs types d'ondelettes

(enregistrement 100 et 102).

Tableau 3. 5. Résultats de détection des ondes R pour plusieurs enregistrements.

## iste des figures

Figure 1. 1. La cage thoracique et situation de cœur [2].

**Figure 1. 2.** Schéma du circuit sanguin. La couleur bleu indique que le sang est pauvre en oxygène tandis que la couleur rouge correspond au sang chargé en oxygène [2].

Figure 1. 3. Anatomie du cœur [4].

Figure 1. 4.Les étapes conduction électrique du cœur [6].

**Figure 1.5.** Les cinq phases du potentiel d'action d'une cellule du muscle myocardique et échanges ioniques [6].

**Figure 1.6.** Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres [11].

Figure 1.7. Dérivations périphériques unipolaires [11].

Figure 1.8. Emplacement des électrodes précordiales : V1 à V6 [7].

**Figure1.9.**Ondes, intervalles et segments dans l'ECG pour un battement physiologique [11].

Figure 1.10.Bruit dû au secteur [16].

Figure 1. 11.Bruit dû au Mouvements d'électrodes [16].

Figure1.12. Mouvements de la ligne de base [16].

**Figure 1.13.**Bradycardie sinusale, la présence systématique d'une onde P avant les complexes QRS [6].

Figure 1.14. Bradycardie ventriculaire [19].

**Figure 1.15.**Tachycardie sinusale, la présence systématique d'une onde P avant les complexes QRS [6].

Figure 1.16.Extrasystole Ventriculaire(ESV) [6].

Figure 1.17.Flutter auriculaire [6].

Figure 1.18. Fibrillation auriculaire [20].

Figure 1. 19. Fibrillation ventriculaire [20].

**Figure 2. 1.**Pavage temps-fréquence pour la transformée de Fourier à fenêtre glissante [21].

Figure 2.2. Exemples d'ondelettes  $\psi$ (t) [32].

Figure 2.3.La transformée en ondelettes [37].

Figure 2.4. Ondelette de Littelewood-paley [39].

Figure 2.5. Ondelette Chapeau Mexicain [39].

Figure 2.6.Principe de l'algorithme de Mallat [31].

Figure 2.7. Décomposition par ondelettes [31].

**Figure 2.8.** Application de la T.O.D sur un signal sinusoïdal bruité (niveau1) [41].

**Figure 2. 9.**Application de la T.O.D sur un signal sinusoïdal bruité (niveau 3) [40].

Figure 2.10. Décomposition par paquets d'ondelettes [31].

**Figure 3. 1.** Densité spectrale de puissance de L'ECG et de ses composantes [23].

Figure 3. 2. Schéma bloc de la détection du complexe QRS.

Figure 3. 3. Signal ECG (enregistrement 100).

**Figure 3. 4.** (a) : Enregistrement ECG et (b) : Transformée en ondelettes dyadique d'ordre 3.

Figure 3. 5.La puissance de TODy.

Figure 3. 6. Seuillage appliquent au signal résultant.

**Figure 3. 77.** Résultat de détection pour (DB1), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.

**Figure 3.8.** Résultat de détection pour (COIF1), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.

**Figure 3.9.** Résultat de détection pour (SYM 1), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.

**Figure 3.10.** Résultat de détection pour (DB1), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.

**Figure 3. 81.** Résultat de détection pour (COIF1), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.

**Figure 3.12**. Résultat de détection pour (SYM 1), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.

**Figure 3.13.** Représentation graphiques des résultats de 100 (en bleu) et 102 (en orange).

**Figure 3.14.** Résultat de détection pour l'enregistrement (103), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.

**Figure 3.15.** Résultat de détection pour l'enregistrement (115), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.

**Figure 3.16.** Résultat de détection pour l'enregistrement (220), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.

**Figure 3. 17.** Représentation graphique de pourcentage d'erreur (en bleu) et pourcentage de détection (en orange).

Figure 3. 18. Enregistrement (234).

**Figure 3. 199.** Représentation du pourcentage d'erreur totale (en bleu) et le pourcentage de détection totale (en orange).

# INTRODUCTION GENERALE

## **Introdutction generle**

## **Introduction générale**

Les maladies cardiovasculaires représentent la cause la plus fréquente de décès dans le monde, elles sont responsables de la moitié des décès aux Etats-Unis et dans les pays occidentauxselon les études statistiques annuelles faites au niveau de l'organisation mondiale de la santé(OMS).

Ainsi, le diagnostic et le traitement de ces affections restent encore une despréoccupations les plus importantes des médecins. L'électrocardiogramme a suscité la publication d'une abondante littérature qui n'a d'intérêt que pour le spécialiste et il est difficilement envisageable que la majorité des médecins lisent même une petitepartie des nombreux articles, monographies ou traités d'électrocardiographie. Donc l'implémentation d'un algorithme aboutissant à un diagnostic est indispensable pour le clinicien, permettant l'interprétation précise de l'électrocardiogramme.

En réalité, l'examen ECG est un outil non invasif effectué par le médecin en vue d'explorer le fonctionnement du cœur par l'emploi des électrodes externes mises en contact de la peau. Il s'agit d'un signal qui reflète l'activité électrique du cœur.ll regroupe trois paramètres importants P, QRS, T en relation directe avec les différentes phases de passage du sang dans les oreillettes et les ventricules, et un quatrième paramètre d'importance non encore identifié l'onde U.

En « ECG traditionnel » cette délimitation se fait de manière visuelle sur chaque voie du tracé de l'électrocardiogramme. Or des études ont montré que la précision de l'analyse visuelle est loin d'être parfaite et qu'il existe une grande variabilité. Ce qui a conduit à une étude automatique. L'une des étapes des plus importantes dans le « traitement automatique» de ce type de signaux est le choix de leur représentation par une fonction temporelle unique censée mettre en évidence le mieux possible l'apparition de ces ondes.

L'expérience a montré que les deux représentations « temporelles » et « fréquentielles » ne sont pas capables de décrire séparément la totalité des informations présentes dans le signal. Pour pallier à cette insuffisance des représentations « temps - fréquence» sont apparues nécessaires.

## **Introdutction generle**

Dans ce travail, nous nous sommes intéressés à la représentations du signal par « la transformée en ondelettes dyadique » qui permet de donner une représentation « temps – échelle».On distingue deux grandes familles d'ondelettes: les ondelettes continues (Morlet, Sombrero, ...) etles ondelettes discrètes (Haar, Shannon, Meyer, Daubechies). La transformée en ondelettes a prouvé son efficacité à travers les résultats enregistrés dans l'analyse des signaux transitoires et non stationnaires, comme c'est le cas pour l'ECG.

Sur le plan pratique, le travail s'est focalisé sur la localisation de l'onde QRS, l'algorithmes présenté dans le cadre de cette mémoire était testé sur les différents enregistrements de la base de données universelle MIT-BIH, dans laquelle chaque complexe QRS a été annoté manuellement et séparément par deux cardiologues.

Le présent document est reparti en trois chapitres :

Le premier chapitre présente brièvement le fonctionnement du système cardiovasculaire, et notamment le cœur. Il permet en particulier de comprendre l'origine et la nature des signaux électriques enregistrés par l'électrocardiographie, et présente aussi quelques pathologies cardiaques typiques souvent illustrées dans un enregistrement électrocardiographique ECG.

Le deuxième chapitre est dédié àla présentation de la théorie de la transformée en ondelettes continue et discrètes, leurs propriétés les plus connues en privilégiant les aspects liés au traitement du signal. Différentes familles d'ondelettes discrètes ont été évoquées ainsi que la problématique du choix de la meilleur ondelette.

Le troisième chapitre présente les différents étapes de l'algorithme de détection des ondes R que nous allonsfaire une comparaison entre les différents types d'ondelettes, à la fin l'application de la méthode seratesté sur plusieurs signaux de la base de donné MIT-BIH.

## .1.Introduction

Le corps humain forme tout un système qui dépend d'un ensemble d'organes et d'appareils indispensables aux différentsfonctionnementsphysiques, mentale, biologiques y compris circulatoires, dont le cœur fait la plus grande et importante partie (c.-à-d. système cardiovasculaire)

A travers ce chapitre, une description générale du système cardiovasculaire sera présentée, ensuite on présentera le principe d'enregistrement, les différentes sources d'artefacts qui peuvent changer le signal ECG. Ensuite, quelques pathologies cardiaques sont exposées. A la fin du chapitre on donnera une brève description de la base de données MIT-BIH sur laquelle s'appuiera l'ensemble de nos tests.

## 1.2. Anatomie de système cardiovasculaire

Le système cardiovasculaire assure la circulation du sang dans l'organisme et permet ainsi son alimentation en oxygène et en nutriments, il est composé d'une pompe (cœur), d'un liquide circulant (le sang) et de deux circuits de transport : la circulation systémique qui permet la distribution des nutriments et de l'oxygène (O2) vers les différents organes, exceptélespoumons, et la circulation pulmonaire qui permet au sang d'être réoxygéné au contact des alvéoles pulmonaires et débarrassé du dioxyde du carbone (CO2) [1].

## **1.2.1** Cœur et cage thoracique

Le cœur est unorgane creux propulse le sang grâce aux contractions de son tissu musculaire appelé myocarde, Il est occupé le médiastin dans la cavité thoracique entre les deux poumons, Il repose sur le diaphragme. Le cœur est de forme triangulaire, Il présente un grand axe presque horizontal dirigé en avant, à gauche et un peu en bas [2].



Figure 1. 20. La cage thoracique et situation de cœur [2].

#### 1.2.2. Anatomie du cœur

Le cœur est un organe contractile assurant la circulation sanguine. C'est un muscle strié séparé en deux moitiésindépendantes (droite et gauche).

- Le cœur droit : il est chargé de propulser le sang désoxygéné, par l'artère pulmonaire et ces branches, jusqu'auxpoumons (circulation pulmonaire) c'est la petite circulation.
- Le cœur gauche : il est recueille le sang oxygène venant des poumons et propulse, par l'aorte et ces branches dans tout l'organisme c'est la grande circulation. Comme montré sur la figure (1.2).



Figure 1. 21. Schéma du circuit sanguin. La couleur bleu indique que le sang est pauvre en oxygène tandis que la couleur rouge correspond au sang chargé en oxygène [2].

Chacun des moities comporte une oreillette et un ventricule qui communiquent par des valves d'admission appelées valve mitrale pour le VG et valve tricuspide pour le VD,qui a l'état normal, laissant passer le sang uniquement de l'oreillette vers le ventricule(le passage unidirectionnel),il existe aussi des valves d'échappement qui assurent la communication entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire (valve pulmonaire) ainsi qu'entre le ventricule gauche et l'artère aorte(valve aortique)[3].



Figure 1. 22. Anatomie du cœur [4].

#### 1.2.2.1. Activité mécanique cardiaque

Le cycle de la circulation sanguine se répète constamment et se divise en deux périodes : la systole et la diastole. La systole est la périodecorrespondantà l'éjection du sang dans la grande et petite circulation .Elle est décomposée en trois phases : la systole auriculaire, la contraction ventriculaire et la systole ventriculaire [5] :

-La systole auriculaire est la contraction des oreillettes lorsque celles-ci sont remplies de sang.

-La contraction ventriculaire commence lorsque les cellules musculaires du myocarde ventriculaire (la couche musculaire du milieu qui contracte le cœur) secontractent.

-La systole ventriculaire commence lorsque les pressions dans les ventricules dépassent les pressions dans l'artère pulmonaire et l'aorte.

La diastole est la phase de relaxation du cœur pendant laquelle il se remplit de sang .Cette période est composée de deux phases : la relaxation ventriculaire et la phase de repos.

-La relaxation ventriculaire fait suite à la systole.Les ventricules sont relâchent, lapression chute jusqu'à êtreinférieurà celle exercée dans l'aorte et l'artèrepulmonaire.

-La phase de repos est celle pendant laquelle des veines caves et pulmonaire s'écoulent librement dans les ventricules via les oreillettes.

#### 1.2.2.2. La conduction électrique du cœur

La contraction du muscle cardiaque (myocarde) a pour origine la propagation d'une onde électrique .Le système spécialise d'excitation /conduction électrique comprend : le nœud sinusal, les voies spécialiséesintermodales, le nœud auriculo-ventriculaire(NAV), le faisceau de His, les branches droite et gauche et les fibres de Purkinje [3-5], comme montré sur la figure (1.4).



Figure 1. 23.Les étapes conduction électrique du cœur [6].

L'impulsion électrique se propage dans le muscle cardiaque et induit sa contraction. Elle prend naissance dans le sinus(a) puis se propage dans les oreillettes (b) entrainant leurs contractions (systole auriculaire).L'impulsion arrive alors en nœud auriculo-ventriculaire(AV) seul point de passage électrique entre les oreillettes et les ventricules.Une courte pause est alors introduite (c) juste avant la propagation dans les fibres constituant le faisceau de His.Au passage de l'impulsion électrique (d) les ventricules se contractent à leur tour(e) (systole ventriculaire).Apres la diastole (décontraction du muscle) les cellules se répolarisent(f).Le cycle du battement cardiaque est alors terminé et le cœur est prêt pour un nouveau battement [6].

Lors de la contraction du myocarde, des échanges ioniques se déroulement et définissent ainsi le potentiel d'action, présente sur la figure (1.5).



Figure 1.24.Les cinq phases du potentiel d'action d'une cellule du muscle myocardique et échanges ioniques[6].

Les cinq phases de potentiel d'action sont :

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

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

-La phase 2 ou plateau : elle correspond à la phase de repolarisation lente. Elle estdue à l'entrée lente des ions Ca2+ dans la cellule qui atténue l'influence des canaux K+ continuant à sortir, ralentissant ainsi la phase de repolarisation.

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

**-La phase 4 :** elle correspond au potentiel de repos, ou la cellule est plus facilement excitable [7].

## 1.3. Electrocardiogramme

La contraction du muscle cardiaque génère des potentiels électriques (potentiels d'action) dont les variations se répercutent à la surface des cellules, du cœur et du corps. Des champs de potentiels peuvent ainsi être mesurés à différents niveaux du cœur, à l'échelle des cellules et du tissu myocardique. Il est possible de mesurer ces champs de potentiels à l'aide d'électrodes adaptées; électrodes de surface pour la mesure de l'ECG et électrodes intégrées à un cathéter pour la mesure d'électrogrammes intracardiaques.

Les signaux recueillis sont indispensables à la compréhension des phénomènes et des mécanismes qui entrent en jeu dans l'activation saine ou pathologique des cavités cardiaques. L'activité électrique du cœur est visualisée sous la forme d'une représentation graphique, l'électrocardiogramme ou ECG qui retranscrit l'activité propre au cœur dans sa totalité. La lecture de l'ECG permet de diagnostiquer de façon précise de nombreux troubles du rythme. L'utilisation d'électrogrammes recueillis au niveau du substrat apporte des informations précises sur les phénomènes à l'origine d'un trouble du rythme [8].

#### 1.3.1. Système de Dérivations électrocardiographiques

La dérivation en électrocardiographie se définie par deux points d'observation de l'activité électrique du cœur à partir desquels on mesure une différence de potentiel électrique.

Généralement les appareils électrocardiographiques peuvent enregistrer plusieurs différences de potentiels en même temps selon l'emplacement et le nombre d'électrodes réparties sur le corps. Chaque mesure de ces potentiels correspond alors à une dérivation de l'ECG. L'ECG a 12 dérivations, six dérivations frontales et six précordiales, a été standardisepar une convention internationale. Les différents points d'observation proposes par les dérivations standards permettent d'avoir une idée tridimensionnelle de l'activitéélectrique ducœur. Les dérivations standards forment un système de 12 dérivationscomplémentaires [9] :

- 3 dérivations bipolaires d'Einthoven sur les membres: DI, DII et DIII,
- 3 dérivations unipolaires augmentées de Goldberger, sur les membres : aVR, aVlet aVF,
- 6 dérivations unipolaires précordiales, de Kossman: V1, V2, V3, V4, V5 et V6.

#### **1.3.1.1.** Dérivations Périphériques

- Les dérivations standards dites d'Einthoven: il s'agit de dérivations bipolaires. C'està-dire qu'elles sont mesurées à partir de deux électrodes. Il en existe 3 [10] :
- I: dérivation positive prise du membre droit (R) vers le membre gauche (L).
- II: dérivation positive prise du membre droit (R) vers les pieds (F).

• III: dérivation positive prise du membre gauche (L) vers les pieds (F).



Figure 1.25. Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres [11].

• Les dérivations unipolaire de goldberger: elles utilisent les mêmes électrodes que les dérivations d'Einthoven à ceci près que l'électrode est considérée comme pôle positif vers deux pôles négatifs constitués par les deux autres électrodes [10].

• aVR (augmented Voltage Right): dérivation positive prise du membre gauche et des pieds (L+F) vers le membre droit (R).

• aVL (augmented Voltage Left): dérivation positive prise du membre droit et des pieds (R+F) vers le membre gauche (L).

• aVF (augmented Voltage Foot): dérivation positive prise des membres gauche et droit (R+L) vers les pieds (F).



Figure 1.26.Dérivations périphériques unipolaires [11].

#### 1.3.1.2. Les dérivations précordiales

Pour mesurer les potentiels proches du cœur, Wilson a introduit les dérivations du plan horizontal V1, V2, V3, V4, V5, et V6. Ces six dérivations sont localisées du côté gauche du thorax comme illustré dans la Figure 1.9.

Les potentiels sont enregistrés à partir d'une électrode exploratrice (pôle positif) placée sur le thorax et l'électrode de référence (pôle négatif) connectée à la borne centrale de Wilson. Ce

sont des dérivations rapprochées car l'électrode exploratrice est placée à faible distance des parois du ventricule droit et gauche [12].



Figure 1.27.Emplacement des électrodes précordiales : V1 à V6 [7].

#### 1.3.2. Ondes et intervalles de l'ECG

Le rythme cardiaque normal est composé par des ondes liées en général à des actions mécaniques du cœur, elles sont définies comme suit :

-L'onde P : elle représente la dépolarisation auriculaire. Sa durée est de l'ordre de 90 ms. C'est une onde positive dont l'amplitude est normalement inférieure ou égale à 0.2 mV.

-Le complexe QRS : il correspond à la dépolarisation ventriculaire précédente l'effet mécanique de contraction. Sa durée normale est comprise entre 85 et 95 ms.

- **L'onde T** : elle correspond à la repolarisation des ventricules. L'onde T normale à une amplitude plus faible que le complexe QRS.

-L'intervalle PR : Mesure la durée entre le début de l'onde P et le début de Q ou de R. Sa durée est comprise entre 120 et 180 ms. La phase de repolarisation ST-T est beaucoup plus longue (300-400 ms) que la phase de dépolarisation ventriculaire (85-95 ms) [11].

-L'intervalle RR : Il est délimité par les sommets de deux ondes R consécutives et d'où est évaluée la fréquence cardiaque instantanée. Cet intervalle est utilisé pour la détection des arythmies ainsi que pour l'étude de la variabilité de la fréquence cardiaque.

- Le segment ST : Il représente l'intervalle durant lequel les ventricules restent dans un état de dépolarisation actif. Il est aussi défini comme la durée entre la fin de l'onde S et le début de l'onde T.

- L'intervalle PQ : Il représente l'intervalle de temps entre le début de la dépolarisation des oreillettes et le début de la dépolarisation ventriculaire. Il représente le temps nécessaire à l'impulsion électrique pour se propager du nœud sinusal jusqu'aux ventricules et il est mesuré entre le début de l'onde P et le début du complexe QRS

- L'intervalle QT:Il représente la durée entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T. Cet intervallereflète la durée de la dépolarisation et repolarisation ventriculaire. En effet sa dynamique peut être associée à des risques d'arythmie ventriculaire et de mort cardiaque soudaine[13].



Figure 1.28. Ondes, intervalles et segments dans l'ECG pour un battement physiologique [11].

#### 1.4. Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme

Sur tout enregistrement électrocardiographique il peut apparaître des événements indésirables pouvant brouiller le tracé et, parfois, induire en erreur le diagnostic final. Ces bruits sont reconnaissables par l'œil expérimenté qui les identifie avant d'effectuer son diagnostic. Les effets indésirables peuvent avoir plusieurs sources: techniques, physiques ou pathologiques. [14]

#### **1.4.1. Bruits techniques**

Le matériel utilisé lors de l'enregistrement doit être manipulé avec précaution car il peut être source de bruits lors de l'enregistrement. Les plus courants sont présentes ci-dessous [15]. -Bruit dû au secteur

Le réseau de distribution électrique peut parfois brouiller le signal électrocardiographique Avec une onde dont l'harmonique principale est à 50 Hz comme montré sur la Figure (1.10).

Ce type de bruit apparaît sur tout l'enregistrement et peut être assez fort mais il s'élimine facilement avec un filtre sélectif car c'est un bruit haute fréquence a bande étroite.



Figure 1.29.Bruit dû au secteur [16].

#### - Bruit dû aux mouvements d'électrodes

Lorsque les électrodes sont connectées incorrectement, des sauts brusques de la ligne de base apparaissent. L'effet sur le tracé peut aller de la simple diminution d'amplitude à l'apparition de pics lorsque les électrodes sont en contact intermittent avec la peau. Ces pics peuvent parfois être confondus avec les ondes du tracé normal comme montré sur la figure (1.11). Ce type de bruit intermittent à bande spectralelarge s'élimine difficilement car son énergie se trouve dans la même gamme de fréquence que le complexe QRS.



Figure 1. 30.Bruit dû au Mouvements d'électrodes [16].

- Autres bruits courants : Parmi les bruits courants, on peut citer les artefacts dus aux mouvements des câbles électriques, à la saturation des instruments de mesure, aux mauvais câblages, au port de vêtements synthétiques.

#### 1.4.2. Bruits physique

Les artefacts physiques sont dus aux activités électriques du corps humain tellesque les commandes de contraction des muscles ou la respiration [17].

#### - Mouvements de la ligne de base

La ligne de base est la ligne horizontale prise comme référence pour étudier la forme et l'amplitude des différentes ondes cardiaques. Lors de l'enregistrement de

l'électrocardiogramme, l'activité respiratoire peut faire osciller la ligne de base de l'ECG à un rythme régulier comme montré sur la figure (1.12). D'autres perturbations peuvent avoir pour effet de déplacer temporairement la ligne de base comme, par exemple, les mauvais contacts entre la peau et les électrodes. Ces perturbations sont généralement peu gênantes pour l'analyse de l'ECG et peuvent être en grande partie filtrées car leur énergie se situe dans une bande de fréquence basse, qui empiète peu sur celle de l'ECG normal.



Figure 1.31. Mouvements de la ligne de base [16].

## 1.5. Les troubles du rythme cardiaque

Le meilleur outil pour diagnostiquer une arythmie est l'électrocardiogramme. Dans l'analyse de l'ECG, les pathologies ou anomalies sont détectées et classées en fonction de leur déviation par rapport au rythme idéal qu'est le rythme sinusal. Chaque déviation visible sur l'ECG peut être attribuée à une anomalie physiologique. Ainsi, les blocs cardiaques sont dus à un défaut de conduction de l'onde de dépolarisation à travers le myocarde différencié et les arythmies sont générées par un foyer ectopique prenant le relais ou supplantant le nœud sinusal[18].

Bradycardie : la fréquence cardiaque est inférieure à 60 BPM, elle est dite d'origine sinusale, ou ventriculaire (L'impulsion électrique n'est plus transmise des oreillettes aux ventricules et l'onde P peut être absente), selon le site d'initiation de l'impulsion électrique [19] :



Figure 1.32. Bradycardie sinusale, la présence systématique d'une onde P avant les complexes QRS [6].



Figure 1.33.Bradycardie ventriculaire [19].

• **Tachycardie** : la fréquence est supérieure à 100 BPM ; elle peut être d'origine sinusale, auriculaire ou ventriculaire (figure 1.16) :



Figure 1.34.Tachycardie sinusale, la présence systématique d'une onde P avant les complexes QRS [6].

• L'extrasystole: légère irrégularité du rythme cardiaque, Elle peut atteindre un ventricule (Ce type de battement a pour origine la dépolarisation spontanée d'un groupe de cellules des ventricules : il n'est donc pas précédé d'une onde P, et il est plus large qu'un complexe QRS) ou une oreillette.

Les ESV sont pathologiques si leur nombre par minute est supérieur à 6[20].



Figure 1.35.Extrasystole Ventriculaire(ESV) [6].

• Le flutter auriculaire : le rythme des oreillettes est régulier mais rapide alors que les ventricules fonctionnent normalement, dans la figure suivante les ondes P sont remplacées par une succession d'ondes appelées F qui ont l'aspect de dents de scie.



Figure 1.36.Flutter auriculaire [6].

 la fibrillation auriculaire: contraction rapide et désordonnée des oreillettes du cœur qui empêche le cœur de fonctionner normalement et de bien faire circuler le sang dans le corps. Ce trouble est parfois passager mais peut devenir chronique. En favorisant la formation de caillots, il peut représenter un danger.



Figure 1.37.Fibrillation auriculaire [20].

• la fibrillation ventriculaire : contraction très rapide et anarchique des ventricules : il s'agit d'une urgence vitale.



Figure 1. 38. Fibrillation ventriculaire [20].

#### 1.5. La base de donnes MIT-BIH

La base de données MIT-BIH contient 48 enregistrements annotés manuellement par des experts, et numérisé avec une fréquence d'échantillonnage 360Hz, et avec une résolution

de 11 bits sur une plage de 10 mV, obtenus à partir de 47 sujets étudiés par le laboratoire des arythmies cardiaques de l'hôpital de Boston entre 1975 et 1979.

23 enregistrements de 24 heures (la série 100), ont été choisis au hasard parmi 4000 sujets. 60 % des enregistrements ont été obtenus à partir des hospitaliers.Les 25 enregistrements restants (la série 200), ont été sélectionnés du même ensemble, Certains de ces ECG (n°: 100 et 107) contiennent des pics R bien identifies et d'autres informations physiologiques très intéressantes, d'autres contiennent des complexes QRS difficilesà détecter et des formes anormales, du bruit et des artéfacts (ECG n° : 108 et 207) [21].

L'avantage majeur de cette base est qu'elle contient un grand nombre de pathologies cardiaques, ce qui permet de valider les algorithmes sur un grand nombre de cas de signaux ECG. Parmi les cas pathologiques traités dans la base de données MIT-BIH on a[22] :

- ✓ V Battement ventriculaire prématuré.
- ✓ J Battement nodal (jonctionnel) échappé.
- ✓ **a** Battement atrial prématuré (aberré).
- ✓ S Battement supra ventriculaire prématuré.
- ✓ **Q** Battement non classé.

## **1.6.** Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principes fondamentaux de l'électrocardiographie. Nous avons aussi présenté la base de données MIT-BIH sur laquelle s'appuiera l'ensemble de nos tests au troisième chapitre.

Le chapitre suivant présente une technique très utilisée dans le domaine du traitement de signal qui est la transformée en ondelettes. Cette technique est très appliquée sur les signaux électrophysiologiques vu ces caractéristiques statistiques proches aux caractéristiques des ondes QRS de l'ECG.

# CHAPITRE II LA TRANSFORMEE EN ONDELETTES

#### **2.1. Introduction**

L'analyse en ondelettes a été introduite au début des années 1980. L'idéeoriginale sur laquelle sont basées les ondelettes est apparue vers les années les 1940 Graceau physicien Denis Gabor. La transformée en ondelette est un outil d'analyse puissantcomplexe. Leur application en imagerie médicale date de 1992. Ils ont démontré leur forcedans plusieurs domaines d'application tels que :Le dé bruitage, la compression,le codage...etc.

## 2.2. Représentation temps-fréquence : de Fourier aux ondelettes

Selon Joseph Fourier (1768-1830), un signal périodique est la somme pondérée de plusieurs ondes sinusoïdales oscillant à différentes fréquences. La décomposition de ce signal en série de Fourier permet d'observer le "poids" des différentes composantes fréquentielles contenues dans ce signal, Cette décomposition permet, cependant, uniquement d'analyser des phénomènes périodiques. Pour les phénomènes non-périodiques, nous avons recours à la transformée de Fourier qui est une généralisation de la décomposition en série de Fourier.

La transformée de Fourier est considérée comme un outil mathématique très puissant pour analyser le comportement fréquentiel des signaux électrophysiologiques.Elle s'est montrée très prometteuse pendant de longues années [24-26].La TF permet d'explorer la composition fréquentielle du signal. Son principe repose sur le fait que toute fonction périodique peut être représentée comme la somme d'une série de sinus et de cosinus dont on fait varier d'une part les amplitudes en les multipliant par des coefficients, et d'autre part les phases en les décalant de manière à ce qu'elles s'additionnent ou se compensent. La définition de la TF est donnée par la formule suivante :

$$X(f) = \int_{-\pi}^{+\pi} x(t) e^{-2\pi i t} dt(II.1).$$

Malheureusement, il est apparu que cette décomposition de Fourier n'était pas toujours satisfaisante puisqu'elle permet de fournir seulement les composants fréquentiels présentes dans le signal analysé sans indication sur les instants de leurs apparitions. Ceci la rend moins performante pour le traitement des signaux non stationnaires tel que les signaux électrophysiologiques comme le signal électrocardiogramme.

## **CHAPITRE II : LA TRANSFORMEE EN ONDELETTES**

Cet inconvénient majeur de la transformée de Fourier donne naissance à d'autres techniques qui se fondent soit sur une analyse temps-fréquence, et la première idée qui vient naturellement à l'esprit est de limiter le domaine d'intégration temporel à l'aide d'une fonction "fenêtre" que l'on pourra glisser pour localiser l'information dans le signalétudié, sachant que les dimensions de cette fenêtre doivent être fixées qui sera utilisée comme masque sur le signal, et dans laquelle on considère que le signal est localement stationnaire(signal dont le contenu de la fréquence ne change pas dans le temps), puis on décale cette fenêtre le long du signal afin de l'analyser entièrement[27].Malheureusement ces contraintes ne peuvent permettre une bonne résolution en temps et en fréquence simultanément [28].

La transformée de Fourier à court-terme (T.F.C.T) [29] ou la transformée de Fourier à fenêtres glissantespeut être proposée pour pallier le manque d'information sur le temps de la transformée de Fourier(TF).

$$X(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)g(t - \tau)e^{-j2\pi} d$$
 (II.2).

Où x est le signal à analyser et g une fonction "fenêtre" appropriée centrée sur 1.

L'étude d'un signal avec la TFCT permet d'obtenir à la fois une information sur le temps et sur la fréquence, mais la résolution d'analyse est fixée par le choix de la taille de l'enveloppe :

- Si la fenêtre est trop petite, les basses fréquences n'y seront pas contenues.
- Si la fenêtre est trop grande, l'information sur les hautes fréquences est noyée dans l'information concernant la totalité de l'intervalle contenu dans la fenêtre. Donc la taille fixe de la fenêtre est un gros inconvénient.



Figure 2. 11. Pavage temps-fréquence pour la transformée de Fourier à fenêtre glissante [21].

Donc la taille fixe de la fenêtre est un gros inconvénient. L'outil idéal serait une fenêtre qui s'adapte aux variations de fréquence dans le signal à analyser. Cet outil existe, il s'agit de la récente analyse en ondelettes.

## 2.3. Les ondelettes

La transformée en ondelette remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par une famille de translations et dilatations d'une même fonction, l'ondelette. Les paramètres de translation et de dilatation permettent de localiser l'information dans un signal en le représentant à différents niveaux de détails allant d'une approximation grossière et globale à des représentations plus précises et plus localisées [30].

#### 2.3.1. Définition d'ondelettes

Une ondelette est une fonction oscillante (ce qui explique le mot "onde") de moyenne nulle, appelée $\psi$ , possédant un certain degré de régularité et dont lesupport est fini (ce qui explique le mot "ondelette", qui veut dire petite onde), Elle est normée :  $||\psi|| = 1$  centrée au voisinage de t = 0 et est d'intégrale nul car elle oscille en prenant des valeurs positives et négatives. L'oscillation d'une ondelette se mesure par le nombre de moments nuls qui nous indiquent que l'information du signal peut être concentrée dans quelques coefficients d'ondelettes, cet aspect est utile dans la compression et la détection des singularités [31].

## **CHAPITRE II : LA TRANSFORMEE EN ONDELETTES**

L'analyse en ondelettes adopte une fonction de prototype d'ondelettes connue sous lenom de "Ondelettes mère" donné dans l'équation suivante. Cette Ondelette mère génère unensemble de fonctions de base connues sous le nom " Ondelettes enfantes" par des translations et dilatations récursives, elles sont de forme constante, mais de taille variable.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) (\text{II.3}).$$

Où :

- *b* Facteur de translation.
- *u* Facteur de dilatation « Echelle ».
- $\psi(a, b)$  Ondelette mère.
- $\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$  Ondelettes enfants.
- $\frac{1}{\sqrt{a}}$ Facteur de normalisation de l'énergie afin que le signal transformé ait la mêmeénergie à toutes les échelles. Plusieurs exemples sont montrés dans la figure (2.2).



Figure 2.12. Exemples d'ondelettes  $\psi$ (t) [32].

#### 2.3.2. Propriétés des ondelettes

#### 2.3.2. 1. Sélectivité en fréquence

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

#### 2.3.2.2. Similarité

## **CHAPITRE II : LA TRANSFORMEE EN ONDELETTES**

Toutes les ondelettes qui appartiennent à la même famille doivent être similaires, c'est à dire se déduire les unes des autres par combinaison linéaire de translations et de dilatations [33].

#### 2.3.2.3. Symétrie

On souhaite parfois que l'ondelette présente des propriétés de symétrie temporelle afin d'éviter le déphasage dans la transformée en ondelettes [33].

#### 2.3.2.4. Orthogonalité

Cette propriété est à l'origine de la popularité des ondelettes qui offrent des bases d'ondelettes orthogonales et non redondantes. Cela conduit à une décomposition unique [33].

#### 2.3.2.5. Régularité

Une ondelette est dite régulière si elle est très lisse et on peut l'approximer localement par un polynôme. L'ordre de régularité d'une ondelette est égal au nombre de ses moments nuls [33].

#### 2.3.2.6. Relation entre fréquence et échelle :

Si f0 est la fréquence centrale de l'ondelette mère  $\psi(t)$ , les autres ondelettes  $\psi$ , b(t)oscillent à la fréquence f = f0/a.

D'où l'identificationa =  $\frac{fi}{f}$ .

## 2.4. La transformée en ondelette

La transformée en Ondelettes, contrairement à Fourier, est beaucoup plus préciseet riche en informations et en pertinence. On peut défini La transformée en ondelettes comme un outil mathématique qui décompose un signal enfréquences en conservant une localisation spatiale.

Le signal de départ est projeté sur unensemble de fonctions de base qui varient en fréquence et en espace. Ces fonctions debase s'adaptent aux fréquences du signal à analyser. Cette transformation permet doncd'avoir une localisation en temps et en fréquence du signal analysé,donc d'étudier simultanément l'information temporelle et fréquentielle (la méthode de l'enveloppe traitant les signaux dans un domaine puis dans l'autre mais jamais simultanément[34 et 35].
La T.O fournit une bonne résolution temporelle (une mauvaise résolution fréquentielle) aux hautes fréquences c.-à-d. on va utiliser des rectangles plus larges en fréquences et plus localisés en temps, et une bonne résolution fréquentielle (une mauvaise résolution temporelle) aux basses fréquences c.-à-d. une grande largeur en fréquences n'est pas nécessaire, on peut donc utiliser des rectangles plus larges en temps [36].



Figure 2.13.La transformée en ondelettes [37].

## 2.4.1. La transformée en ondelettes continu

#### 2.4.1.1. Définition :

Contrairement à l'analyse de Fourier qui propose une approche globale du contenu fréquentiel du signal, la transformée en ondelettes permet de nous renseigner sur le contenu fréquentiel tout en préservant la notion de localisation afin d'obtenir une représentation (temps/fréquence) ou (espace/échelle) dusignal [38].

La transformée en ondelettes continue (TOC) est définie par:

 $CWT(\tau, s)$ 

$$=\frac{1}{\sqrt{s}}\int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right)dt$$
(II.4)

Où : \* symbolise le conjugué de l'ondelette mère $\psi(t)$ .s =  $\frac{\omega_0}{\omega}$ Est le paramètre d'échelle, ildétermine la résolutionfréquentielle et temporelle de  $\psi\left(\frac{t-\iota}{s}\right)$  (la largeur d'ondelettemère), avec s > 0 et  $\omega_0$  est la fréquence d'oscillation de  $\psi$ , et  $\tau$  c'est le paramètre de localisation. x(t)Représente le signal.

Les coefficients d'ondelettes de la TOC sont calculés par le produit de convolution entre le signal et l'ondelette. Celle-ci est étirée ou comprimée dans chaque échelle en fonction de la valeur des. Le paramètre de localisation **t** varie de façon continue pour balayer le signal.

Dans ce qui suit, Nous allons rappeler quelques exemples historiques d'ondelettes analysantes [38 et 39] :

Undelette de Haar est la plus simple fonction d'ondelettes, elle est définie par:

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \le t \le \frac{1}{2} \\ -1 & -\frac{1}{2} \le t \le 0^{(\text{II.5})}. \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

L'ondelette de Littlewood-Paley; elle a des correspondances avec l'ondelette de Haar dansle domaine fréquentiel:

$$\psi(\omega) = \begin{cases} (2\pi)^{-\frac{1}{a}} & \pi \le |\omega| \le 2\pi \text{ (II. 6)}, \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$



Figure 2.14.Ondelette de Littelewood-paley [39].

Le chapeau mexicain (figure 2.4), ondelette réelle qui doit son nom `à sa forme, estconstruite `à partir de la dérivée seconde de la gaussienne :

$$\Psi_{\mathbb{C}} (t) = (1 - t^{\mathbb{Z}}) \exp\left(-\frac{1}{2}t^{\mathbb{Z}}\right) (\text{II. 7}).$$



Figure 2.15.Ondelette Chapeau Mexicain[39].

#### 2.4.1.2. Reconstruction

Pour la reconstruction du signal, la conservation d'énergie entre la fonction et sa transformée permet d'assurer une reconstruction parfaite. Elle est analogue à l'égalité de parseval pour la transformée de Fourier En effet, on dispose d'une formule inverse pour le calcul de la transformée en ondelettes continue [31].

$$x(t) = \frac{1}{C_{\Psi}} \iint_{-\infty}^{+\infty} \text{TOC}(a, b) \psi_{a, b}(t) \frac{d - d}{a^2} (\text{II.8}).$$

Cette possibilité reste théorique car le calcul n'est possible que numériquement et sa convergence peut-être très lente [35].

#### 2.4.2. Transformée en ondelettes dyadique

La transformée en ondelettes dyadique (TODy) est construite par la numérisation de l'échelle smais en laissant le décalage $\tau$ tel qu'il est. La numérisation de se fait par son échantillonnage sur une séquence exponentielle  $\{2^j\}$  avec  $\in \mathbb{Z}$ , pour simplifier le calcul numérique [38]. La transformée en ondelettes dyadique est définie par:

$$TODy(\tau, 2^{j}) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{2^{j}}} \psi\left(\frac{t-\tau}{2^{j}}\right) dt (II.9).$$

#### 2.4.3. Transformée en ondelettes discrète

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

#### 2.4.3.1. Définition

La transformée continue en ondelettes, est fondée sur une décomposition du signal par des ondelettes dont les paramètres de dilatation et de translation sont des variables continues.

Y. Meyer a montré qu'ils existent des fonctions d'ondelettes  $\psi_{s,\tau}(t)$  telle que pour s = 2jet  $\tau = k2^{j}$ , les fonctions  $\psi_{j,k}(t)$  constituent une base orthonormée dans l'espace à énergie finie (chaque fonction  $\psi_{j,k}(t)$  est une ondelette fille de l'ondelette mère et garde les mêmes propriétés de cette dernière) [40]. Avec ces valeurs de s et $\tau$  :

$$\psi_{j,k} = \left(1/\sqrt{2^{j}}\right) \frac{\psi(t-k2^{j})}{2^{j}} (\text{II. 10}).$$

Ce qui implique que n'importe quelle  $x(t) \in L^{\mathbb{Z}}(\mathbb{R})$  peut-être décomposé sur les bases $\psi_{j,\mathbb{K}}(t)$ Comme

suit :

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{j} \sum_{k} d_{j,k}(t) \ \psi_{j,k}(t) (II.11).$$

Avecd<sub>(j,k)</sub>(t) =  $\langle x(t), \psi_{j,k}(t) \rangle \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{j,k}(t) dt$ , Appelés les coefficients (détails) d'ondelettes.

Si le signal x(t) contient une composante continue, une défaillance de cette formule de synthèse est aperçue. Donc l'expression ci-dessus est nulle pour toute valeur de j etk, à cause de la condition d'admissibilité (Si une ondelette  $\psi$  vérifie cette équation alors on dit que l'ondelette  $\psi$  a pmoments nuls. Cela signifie que  $\psi$  est orthogonale à tout polynôme de degrép - 1. L'intérêt d'avoir pmoments nuls est d'obtenir des coefficients d'ondelettes  $\omega_j$  proches de 0 aux échelles fines 2<sup>j</sup>(lorsque 2<sup>j</sup> tend vers 0) [41]:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt$$

$$= 0$$
(II. 12).

Pour remédier à ce problème on introduit une fonction d'échelle $\phi(t)$ avec la condition suivante « garantir la restitution de la composante continue du signalx(t) » :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \phi(t) dt$$
= 1 (II. 13).

Comme pour la fonction ondelette,  $les\phi_{i,k}(t)$  ont la forme suivante :

$$\varphi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \varphi(2^{-j}t - k](j,k) \in Z^2(II.14).$$

Elles forment une famille orthogonale pour Jfixé. D'une façon plus générale, la fonction  $x(t) \in L^{2}(R)$ (peut alors être exprimée comme suit :

$$\mathbf{x}(t) = \sum\nolimits_{\mathbf{k} \in \mathbb{Z}} \mathbf{a}_{1}(\mathbf{k}) \boldsymbol{\varphi}_{\mathbf{I},\mathbf{k}}(t) + \sum\nolimits_{\mathbf{j}=1}^{\mathbb{I}} \sum\nolimits_{\mathbf{k} \in \mathbb{Z}} \mathbf{d}_{\mathbf{j}}(\mathbf{k}) \boldsymbol{\psi}_{\mathbf{j},\mathbf{k}}(t) (\text{II. 15}).$$

Aveca<sub>1</sub>(K) =  $\langle x(t), \phi_{I,K}(t) \rangle$  appelés coefficient d'approximationd'ondelettes.

#### 2.2.3.2. L'analyse multi résolution

Les ondelettes permettent de construire des bases de l'espace des signaux dans  $L^2 \in (\mathbb{R})$ . Une construction très élégante et très facile à mettre en œuvre est l'analyse multi résolution qui permet de construire des bases complètes de manière récursive à partir d'une seule fonction: la fonction d'échelle ou ondelette mère.

En 1988, S. Mallat a proposé un algorithme rapide pour calculer les coefficients d'ondelettes. Cet algorithme a été fortement inspiré de l'algorithme pyramidal introduit dans les années 70[31]. La théorie de la multi-résolution conçoit la transformée en ondelettes discrètes TOD comme une séquence d'application de filtres. En effet, chaque signal est constitué des composantes basses fréquences: appelées approximations et des composantes hautes fréquences : appelées détails.

Selon Mallat, nous pouvons séparer les détails et les approximations en faisant appel à une paire de filtre H et G, appelées aussi filtres a miroirs quadratique, qui sont un filtre passe bas et un filtre passe haut complémentaires (ils ont la même fréquence de coupure) et dont les réponses impulsionnelles doivent satisfaire certaines conditions. Le processus de cet algorithme de Mallat à son premier niveau est illustré dans la figure (2.6) :



Figure 2.16.Principe de l'algorithme de Mallat[31].

Pour passer au niveau suivant de la décomposition, on applique la même opération à l'approximation A. le processus est par la suite itéré à chaque fois qu'on obtient une approximation Figure (2.7).



Figure 2.17.Décomposition par ondelettes [31].

Le calcul des coefficients se fait donc de manière itérative et hiérarchique. La différence entre une approximation  $A_n$  et l'approximation qui la suit  $A_{n+1}$  représente le détail $D_{n+1}$ .Il est évident donc que l'approximation aun<sup>lém</sup> niveau est plus riche en terme de contenu informationnel que des approximations des niveaux supérieurs (> n).En effet, si nous

supposons que le signal original x(t) contient N échantillons alors nous obtiendrons 2N échantillon à la sortie de la cellule constituée par la paire du filtre en miroir quadratique Ce problème peut être réglé en introduisant une opération de sous-échantillonnage de facteur 2 après chaque décomposition. Au dernier niveau de décomposition, nous auront alors 1 coefficient de détail et 1 coefficient d'approximation, ce qui nous donne un total de N - 1 coefficients de détails et 1 coefficient d'approximation.

Dans ce qui suit, Nous allons rappeler quelques exemples figure (2.8) et figure (2.9) montrent l'application de la T.O.D sur un signal sinusoïdal bruité de longueur 512 points, et qui est transformé en deux signaux de 256 points, 128 points...etc[40].



Figure 2.18. Application de la T.O.D sur un signal sinusoïdal bruité (niveau1) [41].



Figure 2. 19. Application de la T.O.D sur un signal sinusoïdal bruité (niveau 3) [40].

#### 2.4.3.3. Paquet d'ondelette

La transformée en paquet d'ondelette proposée par Coifman et Wickerhausser [42] est une généralisation de la transformée d'ondelette discrète TOD.En effet, la TOD ne Permet pas une bonne séparation des fréquences très hautes tout en conservant la non-redondance de la représentation temps-fréquence. Il est à noter que le principe de la TOD consiste à décomposer au premier niveau, le signal analysé en deux sous espaces de résolution inférieure :  $A_{n+1}etD_{n+1}$ .

Au niveau suivant de la décomposition, seul l'espace de l'approximation  $A_{n+1}$  qui va subir une décomposition. Par conséquent, Le fait que l'espace  $D_{n+1}$  ne subit pas une décomposition, les très hautes fréquences contenues dans ce détail Dn+1 ne seront pas séparées.

La décomposition en paquets d'ondelettes représente une extension de la TOD. Elle consiste à générer, à partir d'une ondelette mère, une librairie de bases d'ondelettes. Chacune de ces bases offre une représentation propre du signal original. Cette librairie peut être alors construite en décomposant, non seulement les espaces des approximations, mais aussi les

espaces des détails. Cette nouvelle approche peut être représentée sous forme d'un arbre binaire ou chaque nœud correspond à un paquet d'ondelette comme illustré dans la figure (2.10).



Figure 2.20.Décomposition par paquets d'ondelettes [31].

La décomposition complète d'un signal en paquets d'ondelettes permet d'avoir une représentation redondante et seules certaines combinaisons de paquets constituent une représentation significative et non redondante.

## 2.5. Choix d'ondelettes :

Il n'y a pas une ondelette qui soit meilleure qu'une autre. Tout dépend de l'application utilisée. Dans certains cas, l'ondelette la plus simple (Haar) sera optimale. Pour d'autres applications, ce sera le pire des choix possibles. En pratique, il semblerait que l'élément le plus important soit le nombre de moments nuls. Pour la plupart des applications, il est désirable d'avoir le plus de coefficients d'ondelettes nuls et donc plus de moments nuls implique une meilleure transformation. Cependant, les ondelettes ayant un plus grand nombre de moments ont aussi un support plus grand ce qui signifie que si la fonction ou le signal a des discontinuités brusques, elle sera plus sujette aux phénomènes de Gibbs [43]

## 2.6. Application des ondelettes sur le signal ECG :

La conception d'un algorithme de détection des différentes ondes électrocardiographique (l'onde P, le complexe QRS et l'onde T du signal ECG) est un problème difficile en raison de la variation de la morphologie temporelle du signal pour des raisons physiologiques et a causé la présence de bruit dans le signal lui-même.Un certain nombre de techniques basées sur les ondelettes ont été proposées pour détecter ces paramètres caractéristiques.

- Senhadji et al [44] ont comparé la capacité des trois ondelettes (Daubechies, spline et Morlet) à reconnaître et décrire des battements cardiaques.
- Sahambi et al [45 et 46] ont utilisé la dérivée du premier ordre de la fonction gaussienne comme ondelette pour la caractérisation des battements ECG. Ils ont ensuite utilisé le module maxima basé sur les ondelettes pour l'analyse en utilisant la transformée d'ondelette dyadique pour détecter et mesurer les différentes parties du signal, en particulier la localisation du début et la fin du complexe QRS ainsi que les ondes P et T.
- Dans un article ultérieur de Park et al [47], un filtre d'interpolation à ondelette est décrit pour la suppression des artefacts de mouvement dans le segment ST dans un ECG de stress.
- Leman et Marque [48] ont mis au point un algorithme de seuillage basé sur les paquets d'ondelettes pour le séparer le signal ECG du signal électro-hysterogram, un signal qui représente l'activité utérine pendant la grossesse.

## 2.7. Conclusion

Les ondelettes sont considérées comme une découverte importante en mathématiques appliqués. Dans plusieurs domaines d'applications où l'analyse de Fourier était habituellement utilisée, elles ont proposé une voie alternative souvent mieux adaptée à la nature des phénomènes étudiés. Dans ce chapitre, nous avons commencé en premier lieu partransformée de Fourier, les propriétés et les caractéristiques de la transformée en ondelettes.

Dans le chapitre suivant, l'application de transformé en ondelettes pour la détection du complexe QRS du signal ECG est effectuée.

## **3.1. Introduction**

L'amplitude et la durée de l'onde QRS du signal ECG sont d'une importance primordiale dans le diagnostic dedifférentes pathologies cardiaques. Dans ce travail, nous nous intéressons plus particulièrement à la localisation de cette onde et son amplitude. La plus part des systèmes se basent en phase de localisation de QRS sur l'extraction du segment situé avant le pic de l'onde R tout en s'appuyant sur la définition de façon heuristique de plusieurs paramètres. Notre approche de localisation se base sur l'exploitation des propriétés des ondelettes à l'encontre d'un pic.

## 3.2. Etude spectrale sur le signal ECG

Dans le signal ECG, l'onde ayant principalement la plus forte amplitude est le complexe QRS.La majeure partie du spectre d'un complexe QRS se situe dans l'intervalle de fréquences 5 à 30Hz (figure 3.1) son spectre donne le motif du choix de transformée en ondelettes dyadique de l'ordre (3). Dans les basses fréquences, on trouve le spectre des ondes Pet T entre 2 et7 Hz. Dans cette même bande de fréquences se situe le spectre des divers artefacts. Le bruit musculaire, bruit de mouvement quant à lui, couvre tout le domaine spectral de l'ECG



Figure 3. 10.Densité spectrale de puissance de L'ECG et de ses composantes [23].

## 3.3. Présentation générale de la méthode :

On peut résumer notre algorithme de détection dans les étapes suivante :



Figure 3. 11. Schéma bloc de la détection du complexe QRS.

## 3.4. Algorithme de localisation du complexe QRS

Les étapes suivantes représentent le détail de notre algorithme de détection des complexes QRS du signal ECG.

## 3.4.1. Présentation de signal ECG

On choisit de la basse de donnes MIT-BIH un enregistrement du signal ECG. Dans la figure ci-dessous c'est l'enregistrement 100 :



Figure 3. 12. Signal ECG (enregistrement 100).

## 3.4.2. Transformée en ondelettes dyadique d'ordre 3



Figure 3. 13. (a) : Enregistrement ECGet (b) : Transformée en ondelettes dyadique d'ordre 3.

La figure précédente représente le signal ECG après l'application de la transformée en ondelettes d'ordre 3, on remarque lorsque cette transformation est appliquée au signal ECG, les positions des ondes R du complexe QRS se traduisent par des passages par zéro entre un maximum et un minimum.L'équation permettant de calculer la TODyest donnée par la relation suivante :

$$TODy(\tau, 2^{j}) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{2^{j}}} \psi\left(\frac{t-\tau}{2^{j}}\right) dt \text{ (III .1)}$$

## 



Figure 3. 14.La puissance deTODy.

Dans cette étape, le signal est mis à la puissance quatre. On remarque que la partie négative du signal est supprimée et les ondes de petites amplitudes sont réduites. Il n'en reste alors, que les pics de grandes amplitudes qui correspondent aux complexes QRS.

#### 3.4.4. Seuillage

3.4.3.La puissance de la TODy



Figure 3. 15. Seuillage appliquent au signal résultant.

La figure précédente qui représente le seuillage.On remarque que le nombre des ondes est diminué car le seuillage permet de distinguer les maxima correspondant aux ondes R de ceux correspondant aux autres ondes comme l'onde T, et qui sont en général beaucoup plus faibles. L'algorithme de détection recherche le prochain maximum,si ce maximum est d'amplitude supérieure au seuil, il est considéré comme à un complexe QRS et est ainsi validé ; sinon, l'algorithme continu jusqu'au maximum suivant.Après le seuillage, on réalisera la détection de tous les QRS.

On va représenter dans le tableau suivant les arythmies dans chaque enregistrement illustré dans les figures précédentes :

Enregistrements	Ν	Α	V	F	Р	Q
100	2239	33	1	0	0	0
115	1953	0	0	0	0	0
220	1954	94	0	0	0	0
230	2255	0	1	0	0	0

Tableau 3. 6. Contenu des enregistrements.

N :Battement normal.Q : Battement non classé

A :Battement atrial prématuré.

V :Battement ventriculaire prématuré.

**F** :Fusion entre V et N.

**P** :Battement ectopique.

#### **3.5. Etude comparative entre les différents types des ondelettes**

Dans cette étape on va étudierquelque type d'ondelettes. Tout d'abord, on va définir les paramètres d'évaluation qu'on utilisera dans l'étude des performances de notre algorithme de détection :

#### 3.5.1. Critères d'évaluations

#### a) Les faux positifs (FP)

La valeur fausse positive ou false positive(FP), indique que la méthode détecte un QRS inexistant.

#### b) Les faux négatifs (FN)

La valeur fausse négative ou false négative(FN), indique que la méthode ne détecte pas les positions des complexes QRS.

#### c) Le taux de détection

T (%) = 
$$\frac{N}{N + F} \times 100$$
 (III.2).

Avec NBT c'est le nombre de battement.

#### d) Les fausses détections (FD)

Donné par :

FD = FP + FN

(III.3).

#### e) Le taux d'erreur donné par :

 $Te(\%) = \frac{F + F}{N} \times 100(III.4).$ 

Tableau 3. 7. Résultat	d'application l	algorithme sur	plusieurs types d	l'ondelettes (enregistrement	100).
		0			

Types d'ondelettes	Nombre de Battement	FP (Battements)	FN (Battements)	Te (%)	T (%)
DB 1	250	0	0	0	100
DB 2	250	1	0	0.40	99.60
COIF 1	250	1	1	0.80	99.20

COIF 2	250	2	0	0.80	99.20
SYM 1	250	0	0	0	100
SYM 2	250	1	0	0.4	99.59

Le tableau ci-dessus représenteles résultats de comparaison de l'application de différents types d'ondelettes sur l'enregistrement 100.Onremarque que le taux de détection est égal à 100% pour le type DB1 et SYM1 ce taux reflète la précision de la méthode utilisée.



Figure 3.7.Résultat de détection pour (DB1), (a) :signal ECG et (b) : la détection des ondes R.



Figure 3.8.Résultat de détection pour (COIF1), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.



Dans les figures précédentes représentant successivement l'application des types DB1, COIF1 etSYM1 (enregistrement 100). On remarque que le nombre des complexes QRS détectéest égaleau nombre de battement pour DB1 et SYM1 ce qui confirme l'exactitude de l'algorithme pour ces types d'ondelettes. Contrairement à l'application de COIF1, où on remarque que l'algorithme ne détecte pas une onde R.

Types d'ondelettes	Numbre de Battements	FP (Battements)	FN (Battements)	Te (%)	T (%)
DB 1	400	0	0	0	100
DB 2	400	1	1	0.50	99.50
COIF 1	400	2	1	0.70	99.30
COIF 2	400	1	0	0.26	99.74
SYM 1	400	0	0	0	100
SYM 2	400	1	2	0.75	99.25

Tableau 3. 8. Résultat d'application l'algorithme sur plusieurs type d'ondelettes (enregistrement 102).

Le tableau bien avant représente les résultats d'application de notre algorithme sur plusieurs type d'ondelettes (enregistrement 102).Onremarque que le taux de détection est égal a 100% (dans le cas de DB 1 et SYM1).



Figure 3.10. Résultat de détection pour (DB1), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.



Figure 3.12.Résultat de détection pour (SYM 1), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.

#### **3.5.2.** Comparaison

On va faire une comparaison entre les résultats obtenu lorsqu'on applique notre algorithme sur l'enregistrement (100) et (102) dans les différents types d'ondelettes.Lesrésultats sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 3. 9. Taux de détection pour plusieurs types d'ondelettes (enregistrement 100 et 102).

Type d'ondelettes	100	102
DB1	100	100
DB2	99,60	99,50
COIF1	99,20	99,30
COIF2	99,20	99,74
SYM1	100	100
SYM2	99,59	99,25



Figure 3.13. Représentation graphiques des résultats de 100(en bleu) et 102(en orange).

Selon les résultats qu'on a obtenu et à partir du graphe précèdent qui représente le taux de détection dans les deux cas d'enregistrement (100 et 102),on conclue, que le type d'ondelettes qui donne des résultats précise c'est DB1 et SYM1, correspondant à l'ondelette de type de Haar et qu'on va utiliser dans l'étape suivante.

## 3.6. Résultats de détection des ondes R

Dans qui ce suite on a appliqué notre méthode sur plusieurs types d'enregistrement100, 101, 102...etc.Les résultats sont différents d'un enregistrementà l'autre selon les caractéristiques de chacun (s'il contient ou non des bruits ou des arythmies). Les résultatsobtenussont représenté dans le tableau suivant :

Enerigestremenet (numéro)	Numbre de Battement	FP (Battements)	FN (Battements)	FD (Battements)	Te (%)	T (%)
100	2070	0	0	0	0	100
101	2042	2	2	4	0.10	99.90
102	2305	7	1	8	0.31	99.69
103	2015	1	1	2	0.09	99.91
115	2010	0	0	0	0	100
118	2001	5	2	7	0.30	99.70
122	2022	4	2	6	0.20	99.80
123	1770	0	0	0	0	100
215	2400	13	0	13	0.54	99.46
219	2352	20	0	20	0.85	99.15
220	2031	7	3	10	0.40	99.60
230	2120	15	0	15	0.70	99.30
234	2075	1	0	1	0.04	99.96
Totale	27213	74	11	86	0.32	99.68

Tableau 3. 10.Résultats de détection des ondes R pour plusieurs enregistrements.

On remarque dans le tableau précèdentreprésentant la détection des ondes R pour plusieurs type d'enregistrement, que le taux de détection varie entre 99,15 % et 100 % ce qui représente des taux de détection très acceptable dans le domaine médical. On peut justifier les valeurs de

taux d'erreurstrouvés par les artefacts qu'on trouve dans les basses fréquences (bruit de mouvement et bruit musculaire)qui sont présents dans tout le signal ECG.

Dans qui ce suite on va représenter résultat de détection pour quelque enregistrement.



Figure 3.14.Résultat de détection pour l'enregistrement(103), (a) : signal ECG et (b) :la détection des ondes R.



Figure 3.15. Résultat de détection pour l'enregistrement(115), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.



Figure 3.16. Résultat de détection pour l'enregistrement (220), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.

On remarque dans les figures ci-dessus que malgré que la forme de signal ECG défèrentd'enregistrementà l'autre car chaque un contient des arythmieset le bruit, notre méthode détecte les ondes R avec précision.



Figure 3.17.Représentation graphique de pourcentage d'erreur (en bleu) et pourcentage de détection (en orange).

On remarque du graphe ci-dessus que le taux de détection sont élevés parrapport aux taux d'erreurs, et pour l'enregistrement (234) on remarque que on a trouvé un très bon résultatmalgré que cette enregistrement contient des difficultés pour détecter les ondes R car les ondes T ontdes amplitudesélevées par rapport aux cas normaux, comme le montre la figure suivante (Figure 3. 22).



Figure 3.18. Enregistrement (234).

On a représenté dans ce qui suite le pourcentage de détection des ondes R totale et le pourcentage d'erreurssous forme graphique en cercle :



Figure 3.19. Représentation du pourcentage d'erreur totale (en bleu) etle pourcentage de détection totale(en orange).

## **3.6.** Conclusion

Dans ce chapitre on a commencé par une étude spectrale de signal ECGafin de bien choisir l'ordre de l'ondelette qu'on a utilisé dans notre algorithme de détection correspondant à l'ondelette de l'ordre 3.Aprèson a fait une comparaison entre différents type d'ondelettes afin de mieux choisir le type d'ondelette donnant de meilleurs résultats de détection.Età la fin on a appliqué notre méthode sur plusieurs enregistrements de la base de données MIT-BIH afin de vérifier les performances de l'algorithme de détection.

Les résultats obtenus sont très satisfaisant avec un taux moyen de détection des complexes QRS pour treize enregistrements égal à 99.68%.

## CONCLUSION GENERALE

## **Conclusion générale**

Cemémoireétait consacré à l'analyse du signal ECG en appliquant une méthode de localisation du complexe QRS du signal Electrocardiogramme et détection de l'onde R.L'application de algorithme mis en œuvre dans cette mémoire sur la base de données MIT-BIH permet de détecter pour chaque battement cardiaque les complexes QRS. La méthode de détection des complexes QRS du signal ECG était décrite dans cemémoire: elle est basée sur l'analyse du signal ECG par TODy. Les performances sont évaluées et leurs limites étudiées. Ces limitations sont essentiellement liées à la qualité du signal ECG. En effet un enregistrement très bruité ou encore ayant d'autres arythmie comme: l'extrasystoles ventriculaires de faible amplitude ou des ondes T comparables à celui des ondes R, affectent énormément la détection des ondes R et diminue ainsi la robustesse de la méthode.

Afin d'améliorer le taux de détection des ondes R, L'algorithmeétaitconçu, implémenté et évalué. Il comportait trois étapes: l'application de transformée en ondelettes dyadique d'ordre 3 au signal ECG, et la puissance de TODy, et à la fin des seuillages sont expliqués.

Le choix de l'ondelette était effectué sur la base d'un test sur plusieurs types d'ondelettes (db1, coif1,sym1,...). Le choix est basé sur le taux de détection de l'onde R. D'après plusieurs expériences, nous avons constaté que l'ondelette de Haar est la plus performante, car elle a permis de donnée un taux de détectionégal a 100% pour les deux enregistrements (100 et 102).

On a appliqué l'algorithme sur déférentsenregistrements de la base de données universelle MIT-BIH, dans laquelle chaque complexe QRS a été annoté. Nous avons remarqué que le taux de détection était très satisfaisant avec un taux égal à 99.68%.

En perspective, il serait intéressant d'approfondir les recherches sur la détection de l'onde R afin d'améliorer le taux de détection. Ainsi des améliorations peuvent être au niveau de seuillage (en variant le seuil automatiquement).

#### Références

[1] V. Le Rolle, Modélisation Multiformalisme du Système Cardiovasculaire associant Bond Graph, Equations Différentielles et Modèles Discrets, Thèse doctorat à l'université de RENNES1,2006.

[2] N. E. H. Baakek Yetton, *modélisation paramétrique et non paramétrique en vue de l'identification de système cardiaque*, Thèse doctorat en génie biomédicale à l'université de Tlemcen, Faculté de Technologie, 2015.

[3] B. HAAS, Biomarqueurs pronostiques et cibles thérapeutiques du remodelage ventriculaire post infarctus du myocarde, Thèse de doctorat d'université, Nancy : université Henri Poincaré, 2011.

[4]J. Sende, Guide pratique de l'ECG,2 IIème édition, Editeur : ESTEM, 2009.

[5]W. Bachta, *Chirurgie Cardiaque à Cœur Battant Conception et commande d'un stabilisateur cardiaque actif*, Thèse doctorat à l'Université Louis Pasteur, 2008.

[6]R.Dubois, Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précace d'anomalies en électrocardiographie, Thèse doctoratà l'université de Paris 6, 2004.

[7]Aline Cabasson, *Estimation et analyse des intervalles cardiaque*, Thèse doctorat a Université de Nice - Sophia Antipolis, 2008.

[8]Nicoles Navoret, Analyse et détection des electrogrammes complexes fractionnés en vue se soigner la fibrillation auriculaire à l'aide de technique d'ablation par radiofréquence, Thèse doctorat àuniversité de Bourgogne, 2013.

[9] Clément Gallet, "Analyse automatisée du signal électrocardiographique dans les arythmies atriales chez le rat vigil", thèse doctoratà l'université de Lyon, 2013.

[10] A. L. Goldberger, *Clinical Electrocardiography: A Simplified Approach*, 7ièmeedition, Mosby, 2006.

[11] F. Portet, *Pilotage d'algorithmes pour la reconnaissance en ligne d'arythmies cardiaques*, Thèse doctorat, Ecole Doctorale: Matisse, Composante universitaire: IFSIC, 2005.

[12]Couderc Jph, morlet D, Rubel P, "Analyse de l'électrocardiogramme à haute résolution en vue du pronostic des TV et des morts subites. Mise en œuvre de méthodes temps-échelle et temps-fréquence ".INSERM, Deuxième colloque régional Rhône –Alpes Auvergne Bourgogne, Lyon(France) ,16-17 septembre 2000.

[13]J. R. Hampton, L'ECG facile, 4 iemeEdition, EDISEM 1993.

[14] F. Portet, *Pilotage d'algorithmes pour la reconnaissance en ligne d'arythmies cardiaques*, Thèse de doctorat àuniversité de Renne, 2005.

[15] Algra A, JG Tijssen, JR Roelandt, J Pool and J Lubsen (1993), "QT intervalVariables from 24 hour electrocardiography and the two year risk of sudden death", Br Heart J, 70(1):43-8.

[16] Z. Zidelmal épouse Amirou, *Reconnaissance d'arythmies cardiaques par Support Vector Machines (SVMs)*, Thèse doctoratà l'universite Mouloud Mammeri, Tizi Ouzzou, 2012.

[17] S.A.TAOULI, Analyse de la Variabilité de L'intervalle QT et de sa Corrélation avec le *Rythme Cardiaque du Signal Electrocardiogramme ECG*, Thèse doctoratà l'université de Tlemcen, 2012.

[18] S. BOUKHOBZA, *DEBRUITAGE DU SIGNAL ELECTROCARDIOGRAMME (ECG) PAR LES OPERATEURS MORPHOLOGIES*, Thèse doctoratà l'université de Tlemcen, 2012.

[19] R. BENALI, *Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques*, Thèse doctoratà l'université de Tlemcen, 2013.

[20]G.B. Moody ET R.G. Mark: The impact of the mit-bih arrhythmia database. IEEE Eng in Med and Biol, 2001.

[21] Z.E. HADJ SLIMANE, *ANALYSE ET SYNTHESE DE METHODES DE DETECTION DU COMPLEXE QRS DU SIGNAL ELECTROCARDIOGRAMME*, Thèse doctoratà l'université de Tlemcen, 2006.

[22]O. Govrin, D. Sadeh, S. Akselrod, and S. Abboud, Cross correlation technique for Arrhythmia detection using PR and PP intervals, Comp., Biomed, Res., 18, pp. 37-45, 1985.
[23]N. Marinovic and G. Eichmann, "Feature extraction and pattern classification in space-spatial frequency domain", In: P. of SPIE, Ed., *SPIE* Intelligent Robots andComputer Vision, pp. 19-25, Septembre 1985.

[24]L. White and B. Boashash, "Cross Spectral Analysis of No stationary Processes.IEEE Trans. Inf. Theory, 36(4), pp.830-835, Juillet 1990.

[25] L. P. Flandrin, Temps-fréquence, Edition Hes, collection traitement du signal, 1998.

[26] D. Camille, Contribution à l'intégration sur silicium de la transformée en ondelettes
 Application au traitement d'images, Thèse doctorat àl'université Montpellier II, pp.16-17-21,2000

[27]M. Portnoff, "Time-frequency representation of digital signals and systems based on short-time Fourier analysis".IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 28(1), 1980.

[28] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim, and J.M. Poggi. *Les ondelettes et leurs applications*, Edition Hermès Science, Paris, 2003.

[29] S. Mallat, *Une exploration des signaux en ondelettes*, Editions de l'Ecole Polytechnique, Ellipses édition, Paris, 2000.

[30] Charles C, "Some wavelet applications to signal and image processing". PhD Thesis, FUNDP, 2003.

[31]F.ABDELLICHE, *Contribution au diagnostic des signaux électrocardiographiques en utilisant les concepts des fractales*, Thèse doctoratà l'université Mentouri Constantine, 2011.

[32] A. Bouzida, O. Touhami, R. Abdelli, "Application de la technique des ondelettes au diagnosticDe défauts de la machine asynchrone à rotor à cage", Revue des Energies Renouvelables Vol. 17 N°4, pp549 – 557, 30 Décembre 2014.

[33]X. MILISEN, Dr Ir V. LENAERTS, "Comparaison de différentes méthodes de détection de défauts dans les roulements".Revue Scientifique des ISILF, n°20, pp.158-160, 2006.

[34] M. Brahim, *Analyse du Signal de Parole par Les Ondelettes Application Aux Mots Isolés*, Thèse de doctorat a université de Batna, pp 17-18, 2009.

[35] Mme Souad Meziane Tani, *Indexation et Recherche d'image médicale à partir de la transformée en ondelette : Applications aux images rétiniennes*, Thèse de doctoratà l'université de Tlemcen, 2016.

[36] S.Bensegueni, *Développement de techniques utilisant les ondelettes pour l'analyse, la classification et le traitement du signal ECG*, Thèse de doctoratà l'université des Frères Mentouri, Constantine, 2016.

[37] Y. BENTALEB, Analyse par ondelettes des signaux sismiques : Applications aux ondes de surface, Thèse de doctorat a université Mohamed V – AGDAL, Faculté des sciences Rabat, 2007.

[38] F. MEZIANI, analyse du degré de sévérité pathologique des signaux phono cardiogrammes (PCGs) par application des transformées d'ondelettes, Thèse doctorat à l'université de Tlemcen, 2013.

[39] A. KORBA Mohamed Cherif, *Reconnaissance Automatique de la Parole par les HMM en Milieu Bruité : Contribution par paramétrisation acoustique robuste*, Thèse doctoratà l'université de Badji Mokhtar-Annaba, 2009.

[40] D. A. Coast, R. M. Stern, G. G. Cano, S. A. Briller, "An approach to cardiac arrhythmia analysis using hidden Markov models, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 826–836, 1990.

[41] Z-E. BAARIR, A. OUAFI, "ETUDE DE LA TRANSFORMEE EN ONDELETTES
 DANS LA COMPRESSION D'IMAGES FIXES", Courrier du Savoir – N°05, pp.69-74, Juin
 2004

[42]Senhadji.L, Carrault.G, and Bellanger.J.-J ET Passariello.G. (1995), "Comparing wavelet transforms for recognizing cardiac patterns". IEEE Engineering in Medicine and Biology, pages 167-173.

[43] Sahambi J. S, Tandon S. M and Bhatt R. K. P, 1997a," Using wavelet transforms for ECG characterization: an on-line digital signal processing system". IEEE Eng. Med. Biol. 16 77–83.

[44] Sahambi J. S, Tandon S. M and Bhatt R. K. P, 1997b, "Quantitative analysis of errors due to power-line interference and base-line drift in detection of onsets and offsets in ECG using wavelets" Med. Biol. Eng. Comput. 35 747–51.

[45] Park K. L, Khil M. J, Lee B. C, Jeong K. S, Lee K. J and Yoon H. R, 2001, "Design of a wavelet interpolation filter for enhancement of the ST-segment", *Med. Biol. Eng. Comput.* **39** 1–6

[46] Leman H and Marque C 2000 "Rejection of the maternal electrocardiogram in the electrohysterogram signal".*IEEE Trans. Biomed. Eng.* **47** 1010–7

## Remerciements

En préambule, je souhaite rendre grâce à Dieu, le clément et le miséricordieux de m'avoir donné la force et la patience de mener à bien ce modeste travail.

Je tiens évidemment à débuter ces remerciements en témoignant de ma profonde reconnaissance envers Monsieur BENSEGUENI Skander, maître de conférence à l'Université BOUIRA pour m'avoir encadré et dirigé ce travail avec patience. Ainsi que pour sa riche contribution et ses précieux conseils.

Je remercie vivement Monsieur A.Yahiou (MAA) Maître de conférences à l'Université BOUIRA, qui m'a fait l'honneur de présider le jury, ainsi que pour sa contribution à ma formation.

Je veux exprimer mes remerciements aux membres de jury, Monsieur A. Benghenia (MAA) à l'Université de BOUIRA.

Mes remerciements s'adressent aussi à tous ceux qui ont prêté main forte.

## DEDICACE

A l'aide de DIEU tout puissant, qui trace le chemin de ma vie, j'ai pu arriver à réaliser ce modeste travail que je dédie à :

A ma chère mère ; A mon cher père ;

Pour l'éducation et le grand amour dont ils m'ont entouré depuis ma naissance.

Et pour leurs patiences et leurs sacrifices.

Qu'ils trouvent dans ce travail

Un Témoignage de mon profond amour et éternelle reconnaissance.

A ma sœur Khaoula

A mon frère Hocine, Rabeh, Mouhamed, Kamal

A mon mari Mr : Hamza Mounir,

A toute ma famille ainsi ma belle-famille,

A ma belle-mère Leila

A mon beau père Mustapha

A mes belles sœurs Lylia, Rania

A ma chère amie Bendechache Kenza,

A mon ami Boualem Raouf,

en lui souhaitant la réussite dans leurs études et dans leur vie.

A tous mes amis

Pour la merveilleuse ambiance qui caractérise notre amitié. Qu'ils soient heureux sur les plans personnel, professionnel et social.

A tous ceux qui m'ont aidé afin de réaliser ce travail.

A tous ceux que j'aime et qui m'aiment.

J'exprime mes sentiments les plus profonds et leur dédie ce modeste travail.

## M HAMZA Hanane

## TABLE DES MATIERES

Résumé	I
Liste des abréviations	III
Liste des tableaux	V
Liste des figures	VI
Introduction générale	2
CHAPITRE I:       LE CŒUR ET L'ELECTROCARDIOGRA         1 .1.Introduction	PHIE 5
1.2. Anatomie de système cardiovasculaire	5
1 .2.1 Cœur et cage thoracique	5
1.2.2. Anatomie du cœur	6
1.2.2.1. Activité mécanique cardiaque	7
1.2.2.2. La conduction électrique du cœur	8
1.3. Electrocardiogramme	10
1.3.1. Système de Dérivation électrocardiographique	10
1.3.1.1. Dérivations Périphériques	11
1.3.1.2. Les dérivations précordiales	12
1.3.2. Ondes et intervalles de l'ECG	12
1.4. Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme	13
1.4.1. Bruits techniques	14
1.4.2. Bruits physiques	15
1.5. Les troubles du rythme cardiaque	15
1.6. La base de donne MIT-BIH	18
1.7. Conclusion	19

CHAPITRE II : La Transformée en ondelettes	
2.1. Introduction	
2.2. Représentation temps-fréquence : de Fourier aux ondelettes	.21
2.3. Les ondelettes	23
2.3.1. Définition d'ondelettes	23
2.3.2. Propriétés des ondelettes	24
2.3.2. 1. Sélectivité en fréquence	.24
2.3.2. 2. Similarité	
2.3.2. 3. Symétrie	25
2.3.2. 4. Orthogonalité	25
2.3.2.5. Régularité	25
2.3.2.6. Relation entre fréquence et échelle	.25
2.4. La transformée en ondelette	25
2.4.1. La transformée en ondelettes continue	26
2.4.1.1. Définition	26
2.4.1.2. Reconstruction	.28
2.4.2. Transformée en ondelettes dyadique	.28
2.4.3. Transformée en ondelettes discrète	29
2.4.3.1. Définition	29
2.4.3.2. L'analyse multi résolution	.30
2.4.3.3. Paquet d'ondelette	.33
2.5. Choix d'ondelettes	34
2.6. Application des ondelettes sur le signal ECG	.35
2.7. Conclusion	.35

CHAPITRE III : Algorithme de détection des complexes QR	<b>kS</b>
3.1. Introduction	37
3.2. Etude spectrale sur le signal ECG	37
3.3. Présentation générale de la méthode	
3.4. Algorithme de localisation du complexe QRS	
3.4.1. Présentation de signal ECG	38
3.4.2. Transformée en ondelettes dyadique d'ordre 3	39
3.4.3. La puissance de la TODy	39
3.4.4. Seuillage	40
3.5. Etude comparative entre les différents types des ondelettes	41
3.5.1. Critères d'évaluations	41
a) Les faux positifs (FP)	41
b) Les faux négatifs (FN)	41
c) Le taux de détection	41
d) Les fausses détections (FD)	41
e) Le taux d'erreur	41
3.5.2. Comparaison	44
3.6. Résultats de détection des ondes R	46
3.7. Conclusion	49
Conclusion générale	51
References	53
## Résumé

Le signal électrocardiogramme (ECG) est très largement utilisé comme l'un des outils les plus importants dans la pratique clinique afin d'évaluer l'état cardiaque des patients. Il représente les variations de l'activité électrique du cœur en fonction du temps. La classification des battements du signal ECG en différents cas pathologiques est une tâche de reconnaissance très complexe. Dans cette mémoire, nous proposons un algorithme pour localisation du complexe QRS et détection de l'onde R basé sur la transformée en ondelettes dyadique. Les résultats obtenus sont très satisfaisant avec un taux moyen de détection des complexes QRS égal à 99.68%.

Mots clés: signal électrocardiogramme, onde R, détection d'onde R, transformée en ondelettes dyadique.

تستخدم إشارة تخطيط القلب الكهربائي (ECG) على نطاق واسع كأحد أهم الأدوات في الممارسة السريرية لتقييم حالة القلب للمرضى. وهو يمثل الاختلافات في النشاط الكهربائي للقلب كدالة للوقت. إن تصنيف نبضات إشارة ECG الحالات المرضية المختلفة هو مهمة معقدة للغاية في التعرف عليها. في هذه الـ زمية لتطوير مجمع الحالات المرضية المختلفة هو مهمة معقدة للغاية في التعرف عليها. في هذه الـ ومية لتطوير مجمع R QRS يساوي 99.68 .

الكلمات المفتاحية: إشارة تخطيط القلب الكهربائي، موجة R ، تحويل المويجات الثنائية.

#### Abstract

The electrocardiogram (ECG) signal is widely used as one of the most important tools in clinical practice to assess patients' cardiac status. It represents the variations of the electrical activity of the heart as a function of time. The classification of the ECG signal beats in different pathological cases is a very complex task of recognition. In this memory, we propose an algorithm for the localization of the QRS complex and detection of the R wave based on the dyadic wavelet transform. The results obtained are very satisfactory with an average detection rate of QRS complexes equal to 99.68%.

Key words: electrocardiogram signal, R wave, R wave detection, dyadic wavelet transform.

# Liste d'abréviations

# Liste des abréviations

# A

AV : Auriculo-ventriculaire
aVR : Dérivation augmentée du bras droit
aVL : Dérivation augmentée bras gauche
aVF : Dérivation augmentée de la jambe

# E

ECG : Electrocardiogramme

# F

F: Jambe

# I

IEEE: Institute of Electrical and Electronics Engineers

# L

 $\mathbf{L}$ : Gouche

# $\mathbf{M}$

MIT: Massachusetts Institute of Technology

# Ν

NAV: Auriculo-Ventriculaire

# Q

QRS : Trois ondes Q, R et S

# Liste d'abréviations

# R

 $\mathbf{R}$ : Droite

# Т

TF : Transformée de Fourier

T.F.C.T : Transformée de Fourier à Court-Terme

T.O : Transformée en Ondelettes

TOC : Transformée en Ondelettes Continue

TODy : Transformée en Ondelettes Dyadique

TOD : Transformée en Ondelette Discrète

# V

VG : Ventricule Gouche

VD : Ventricule Droite

V1, V2, ..., V6 : Dérivations précordiales

# Liste des tableaux

Tableau 3. 1. Contenu des enregistrements	40
Tableau 3. 2. Résultat d'application l'algorithme sur plusieurs types	
d'ondelettes (enregistrement 100)	42
Tableau 3. 3. Résultat d'application l'algorithme sur plusieurs type	
d'ondelettes (enregistrement 102)	43
Tableau 3. 4. Taux de détection pour plusieurs types d'ondelettes	
(enregistrement 100 et 102)	45
Tableau 3. 5. Résultats de détection des ondes R pour plusieurs	
enregistrements	46

# Liste des figures

Figure 1. 1. La cage thoracique et situation du cœur [2]	6
Figure 1. 2. Schéma du circuit sanguin. La couleur bleu indique que l	e sang
est pauvre en oxygène tandis que la couleur rouge correspond au sang	; chargé
en oxygène [2]	6
Figure 1. 3. Anatomie du cœur [4]	7
Figure 1. 4.Les étapes conduction électrique du cœur [6]	8
Figure 1.5. Les cinq phases du potentiel d'action d'une cellule du mus	scle
myocardique et échanges ioniques [6]	9
Figure 1.6. Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivation	15
bipolaires des membres [11]	11
Figure 1.7. Dérivations périphériques unipolaires [11]	11
Figure 1.8. Emplacement des électrodes précordiales : V1 à V6 [7]	12
Figure1.9.Ondes, intervalles et segments dans l'ECG pour un batteme	ent
physiologique [11]	13
Figure 1.10.Bruit dû au secteur [16]	14
Figure 1. 11.Bruit dû au Mouvements d'électrodes [16]	14
Figure1.12. Mouvements de la ligne de base [16]	15
Figure 1.13. Bradycardie sinusale, la présence systématique d'une ond	le P
avant les complexes QRS [6]	16
Figure 1.14. Bradycardie ventriculaire [19]	16
Figure 1.15. Tachycardie sinusale, la présence systématique d'une onc	le P
avant les complexes QRS [6]	16
Figure 1.16.Extrasystole Ventriculaire(ESV) [6]	17
Figure 1.17.    Flutter auriculaire [6]	17
Figure 1.18. Fibrillation auriculaire [20]	17
Figure 1. 19. Fibrillation ventriculaire [20]	18

Figure 2. 1. Pavage temps-fréquence pour la transformée de Fourier à fenêtre
glissante [21]
<b>Figure 2.2.</b> Exemples d'ondelettes $\psi$ (t) [32]24
Figure 2.3.La transformée en ondelettes [37]26
Figure 2.4.Ondelette de Littelewood-paley [39]
Figure 2.5.Ondelette Chapeau Mexicain [39]
Figure 2.6.Principe de l'algorithme de Mallat [31]31
Figure 2.7. Décomposition par ondelettes [31]
Figure 2.8. Application de la T.O.D sur un signal sinusoïdal bruité (niveau1)
[41]
<b>Figure 2. 9.</b> Application de la T.O.D sur un signal sinusoïdal bruité (niveau 3)
[40]33
Figure 2.10. Décomposition par paquets d'ondelettes [31]34
Figure 3. 1. Densité spectrale de puissance de L'ECG et de ses composantes
[23]
Figure 3. 2. Schéma bloc de la détection du complexe QRS
Figure 3. 3. Signal ECG (enregistrement 100)
Figure 3. 4. (a) : Enregistrement ECG et (b) : Transformée en ondelettes
dyadique d'ordre 3
Figure 3. 5.La puissance de TODy
Figure 3. 6. Seuillage appliquent au signal résultant40
Figure 3. 7. Résultat de détection pour (DB1), (a) : signal ECG et (b) : la
détection des ondes R42
Figure 3.8. Résultat de détection pour (COIF1), (a) : signal ECG et (b) : la
détection des ondes R42
Figure 3.9. Résultat de détection pour (SYM 1), (a) : signal ECG et (b) : la
détection des ondes R43
Figure 3.10. Résultat de détection pour (DB1), (a) : signal ECG et (b) : la
détection des ondes R44

<b>Figure 3. 11.</b> Résultat de détection pour (COIF1), (a) : signal ECG et (b) : la
détection des ondes R44
Figure 3.12. Résultat de détection pour (SYM 1), (a) : signal ECG et (b) : la
détection des ondes R44
Figure 3.13. Représentation graphiques des résultats de 100 (en bleu) et 102
(en orange)45
Figure 3.14. Résultat de détection pour l'enregistrement (103), (a) : signal
ECG et (b) : la détection des ondes R47
Figure 3.15. Résultat de détection pour l'enregistrement (115), (a) : signal
ECG et (b) : la détection des ondes R47
Figure 3.16. Résultat de détection pour l'enregistrement (220), (a) : signal
ECG et (b) : la détection des ondes R47
Figure 3. 17. Représentation graphique de pourcentage d'erreur (en bleu) et
pourcentage de détection (en orange)48
<b>Figure 3. 18.</b> Enregistrement (234)
Figure 3. 19. Représentation du pourcentage d'erreur totale (en bleu) et le
pourcentage de détection totale (en orange)49

# INTRODUCTION GENERALE

## **Introduction générale**

Les maladies cardiovasculaires représentent la cause la plus fréquente de décès dans le monde, elles sont responsables de la moitié des décès aux Etats-Unis et dans les pays occidentaux selon les études statistiques annuelles faites au niveau de l'organisation mondiale de la santé(OMS)[1].

Ainsi, le diagnostic et le traitement de ces affections restent encore une des préoccupations les plus importantes des médecins. L'électrocardiogramme a suscité la publication d'une abondante littérature qui n'a d'intérêt que pour le spécialiste et il est difficilement envisageable que la majorité des médecins lisent même une petite partie des nombreux articles, monographies ou traités d'électrocardiographie. Donc l'implémentation d'un algorithme aboutissant à un diagnostic est indispensable pour le clinicien, permettant l'interprétation précise de l'électrocardiogramme.

En réalité, l'examen ECG est un outil non invasif effectué par le médecin en vue d'explorer le fonctionnement du cœur par l'emploi des électrodes externes mises en contact de la peau. Il s'agit d'un signal qui reflète l'activité électrique du cœur. Il regroupe trois paramètres importants P, QRS, T en relation directe avec les différentes phases de passage du sang dans les oreillettes et les ventricules, et un quatrième paramètre d'importance non encore identifié l'onde U.

En « ECG traditionnel » cette délimitation se fait de manière visuelle sur chaque voie du tracé de l'électrocardiogramme. Les études ont montré que la précision de l'analyse visuelle est loin d'être parfaite et qu'il existe une grande variabilité. Ce qui a conduit à une étude automatique. L'une des étapes des plus importantes dans le « traitement automatique» de ce type de signaux est le choix de leur représentation par une fonction temporelle unique censée mettre en évidence le mieux possible l'apparition de ces ondes.

L'expérience a montré que les deux représentations « temporelles » et « fréquentielles » ne sont pas capables de d'écrire séparément la totalité des informations présentes dans le signal. Pour pallier à cette insuffisance des représentations « temps - fréquence» sont apparues nécessaires.

2

Dans ce travail, nous sommes intéressés à la représentations du signal par « la transformée en ondelettes dyadique » qui permet de donner une représentation « temps – échelle».On distingue deux grandes familles d'ondelettes: les ondelettes continues (Morlet, Sombrero, ...) et les ondelettes discrètes (Haar, Shannon, Meyer, Daubechies). La transformée en ondelettes a prouvé son efficacité à travers les résultats enregistrés dans l'analyse des signaux transitoires et non stationnaires, comme c'est le cas pour l'ECG.

Sur le plan pratique, le travail s'est focalisé sur la localisation de l'onde QRS, l'algorithme présenté dans le cadre de cette mémoire était testé sur les différents enregistrements de la base de donnée universelle MIT-BIH, dans laquelle chaque complexe QRS a été annoté manuellement et séparément par deux cardiologues.

Le présent document est reparti en trois chapitres :

Le premier chapitre présente brièvement le fonctionnement du système cardiovasculaire, et notamment le cœur. Il permet en particulier de comprendre l'origine et la nature des signaux électriques enregistrés par l'électrocardiographie, et présente aussi quelques pathologies cardiaques typiques souvent illustrées dans un enregistrement électrocardiographique ECG.

Le deuxième chapitre est dédié à la présentation de la théorie de la transformée en ondelettes continue et discrète, leurs propriétés les plus connues en privilégiant les aspects liés au traitement du signal. Différentes familles d'ondelettes discrètes ont été évoquées ainsi que la problématique du choix de la meilleur ondelette.

Le troisième chapitre présente les différents étapes de l'algorithme de détection des ondes R que nous allons faire une comparaison entre les différents types d'ondelettes, à la fin l'application de la méthode sera testé sur plusieurs signaux de la base de donnée MIT-BIH.

3

# **CHAPITRE I**

# **1.1.Introduction**

Le corps humain forme tout un système qui dépend d'un ensemble d'organes et d'appareils indispensables aux différentsfonctionnementsphysiques, mentale, biologiques y compris circulatoires, dont le cœur fait la plus grande et importante partie (c.-à-d. système cardiovasculaire)

A travers ce chapitre, une description générale du système cardiovasculaire sera présentée, ensuite on présentera le principe d'enregistrement, les différentes sources d'artefacts qui peuvent changer le signal ECG. Ensuite, quelques pathologies cardiaques sont exposées. A la fin du chapitre on donnera une brève description de la base de données MIT-BIH sur laquelle s'appuiera l'ensemble de nos tests.

# 1.2. Anatomie de système cardiovasculaire

Le système cardiovasculaire assure la circulation du sang dans l'organisme et permet ainsi son alimentation en oxygène et en nutriments, il est composé d'une pompe (cœur), d'un liquide circulant (le sang) et de deux circuits de transport : la circulation systémique qui permet la distribution des nutriments et de l'oxygène (O2) vers les différents organes, exceptélespoumons, et la circulation pulmonaire qui permet au sang d'être réoxygéné au contact des alvéoles pulmonaires et débarrassé du dioxyde du carbone (CO2) [2].

## 1.2.1 Cœur et cage thoracique

Le cœur est unorgane creux propulse le sang grâce aux contractions de son tissu musculaire appelé myocarde, Il est occupé le médiastin dans la cavité thoracique entre les deux poumons, Il repose sur le diaphragme. Le cœur est de forme triangulaire, Il présente un grand axe presque horizontal dirigé en avant, à gauche et un peu en bas [3].



Figure 1. 1. La cage thoracique et situation de cœur [3].

## 1.2.2. Anatomie du cœur

Le cœur est un organe contractile assurant la circulation sanguine. C'est un muscle strié séparé en deux moitiésindépendantes (droite et gauche) [3].

- Le cœur droite :il est chargé de propulser le sang désoxygéné, par l'artère pulmonaire et ces branches, jusqu'auxpoumons (circulation pulmonaire) c'est la petite circulation.
- Le cœur gauche : il est recueille le sang oxygène venant des poumons et propulse, par l'aorte et ces branches dans tout l'organisme c'est la grande circulation. Comme montré sur la figure (1.2).



Figure 1. 2. Schéma du circuit sanguin. La couleur bleu indique que le sang est pauvre en oxygène tandis que la couleur rouge correspond au sang chargé en oxygène [3].

Chacun des moities comporte une oreillette et un ventricule qui communiquent par des valves d'admission appelées valve mitrale pour le VG et valve tricuspide pour le VD,qui a l'état normal, laissant passer le sang uniquement de l'oreillette vers le ventricule(le passage unidirectionnel),il existe aussi des valves d'échappement qui assurent la communication entre le ventricule droite et l'artère pulmonaire (valve pulmonaire) ainsi qu'entre le ventricule gauche et l'artère aorte(valve aortique)[4].



Figure 1. 3. Anatomie du cœur [5].

## 1.2.2.1. Activité mécanique cardiaque

Le cycle de la circulation sanguine se répète constamment et se divise en deux périodes : la systole et la diastole. La systole est la périodecorrespondantà l'éjection du sang dans la grande et petite circulation .Elle est décomposée en trois phases : la systole auriculaire, la contraction ventriculaire et la systole ventriculaire [6] :

-La systole auriculaire est la contraction des oreillettes lorsque celles-ci sont remplies de sang.

-La contraction ventriculaire commence lorsque les cellules musculaires du myocarde ventriculaire (la couche musculaire du milieu qui contracte le cœur) secontractent.

-La systole ventriculaire commence lorsque les pressions dans les ventricules dépassent les pressions dans l'artère pulmonaire et l'aorte.

La diastole est la phase de relaxation du cœur pendant laquelle il se remplit de sang .Cette période est composée de deux phases : la relaxation ventriculaire et la phase de repos.

-La relaxation ventriculaire fait suite à la systole.Les ventricules sont relâchent, lapression chute jusqu'à êtreinférieurà celle exercée dans l'aorte et l'artèrepulmonaire.

-La phase de repos est celle pendant laquelle des veines caves et pulmonaire s'écoulent librement dans les ventricules via les oreillettes.

## 1.2.2.2. La conduction électrique du cœur

La contraction du muscle cardiaque (myocarde) a pour origine la propagation d'une onde électrique .Le système spécialise d'excitation /conduction électrique comprend : le nœud sinusal, les voies spécialiséesintermodales, le nœud auriculo-ventriculaire(NAV), le faisceau de His, les branches droite et gauche et les fibres de Purkinje [4-6], comme montré sur la figure (1.4).



Figure 1. 4.Les étapes conduction électrique du cœur [7].

L'impulsion électrique se propage dans le muscle cardiaque et induit sa contraction. Elle prend naissance dans le sinus(a) puis se propage dans les oreillettes (b) entrainant leurs contractions (systole auriculaire).L'impulsion arrive alors en nœud auriculo-ventriculaire(AV) seul point de passage électrique entre les oreillettes et les ventricules.Une courte pause est alors introduite (c) juste avant la propagation dans les fibres constituant le faisceau de His.Au passage de l'impulsion électrique (d) les ventricules se contractent à leur tour(e) (systole ventriculaire).Apres la diastole (décontraction du muscle) les cellules se répolarisent(f).Le cycle du battement cardiaque est alors terminé et le cœur est prêt pour un nouveau battement [7].

Lors de la contraction du myocarde, des échanges ioniques se déroulement et définissent ainsi le potentiel d'action, présente sur la figure (1.5).



Figure 1.5.Les cinq phases du potentiel d'action d'une cellule du muscle myocardique et échanges ioniques[7].

Les cinq phases de potentiel d'action sont :

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

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

**-La phase 2 ou plateau :** elle correspond à la phase de repolarisation lente. Elle estdue à l'entrée lente des ions Ca2+ dans la cellule qui atténue l'influence des canaux K+ continuant à sortir, ralentissant ainsi la phase de repolarisation.

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

**-La phase 4 :** elle correspond au potentiel de repos, ou la cellule est plus facilement excitable [8].

## **1.3. Electrocardiogramme**

La contraction du muscle cardiaque génère des potentiels électriques (potentiels d'action) dont les variations se répercutent à la surface des cellules, du cœur et du corps. Des champs de potentiels peuvent ainsi être mesurés à différents niveaux du cœur, à l'échelle des cellules et du tissu myocardique. Il est possible de mesurer ces champs de potentiels à l'aide d'électrodes adaptées; électrodes de surface pour la mesure de l'ECG et électrodes intégrées à un cathéter pour la mesure d'électrogrammes intracardiaques.

Les signaux recueillis sont indispensables à la compréhension des phénomènes et des mécanismes qui entrent en jeu dans l'activation saine ou pathologique des cavités cardiaques. L'activité électrique du cœur est visualisée sous la forme d'une représentation graphique, l'électrocardiogramme ou ECG qui retranscrit l'activité propre au cœur dans sa totalité. La lecture de l'ECG permet de diagnostiquer de façon précise de nombreux troubles du rythme. L'utilisation d'électrogrammes à l'origine d'un trouble du rythme [9].

#### 1.3.1. Système de Dérivation électrocardiographique

La dérivation en électrocardiographie se définie par deux points d'observation de l'activité électrique du cœur à partir desquels on mesure une différence de potentiel électrique.

Généralement les appareils électrocardiographiques peuvent enregistrer plusieurs différences de potentiels en même temps selon l'emplacement et le nombre d'électrodes réparties sur le corps. Chaque mesure de ces potentiels correspond alors à une dérivation de l'ECG. L'ECG a 12 dérivations, six dérivations frontales et six précordiales, a été standardisepar une convention internationale. Les différents points d'observation proposes par les dérivations standards permettent d'avoir une idée tridimensionnelle de l'activitéélectrique ducœur. Les dérivations standards forment un système de 12 dérivationscomplémentaires [10] :

- 3 dérivations bipolaires d'Einthoven sur les membres: DI, DII et DIII,
- 3 dérivations unipolaires augmentées de Goldberger, sur les membres : aVR, aVl et aVF,
- 6 dérivations unipolaires précordiales, de Kossman: V1, V2, V3, V4, V5 et V6.

#### 1.3.1.1. Dérivations Périphériques

- Les dérivations standards dites d'Einthoven: il s'agit de dérivations bipolaires. C'est-à-dire qu'elles sont mesurées à partir de deux électrodes. Il en existe 3 [11] :
- I: dérivation positive prise du membre droite (R) vers le membre gauche (L).
- II: dérivation positive prise du membre droite (R) vers les pieds (F).
- III: dérivation positive prise du membre gauche (L) vers les pieds (F).



Figure 1.6.Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres [12].

• Les dérivations unipolaire de goldberger: elles utilisent les mêmes électrodes que les dérivations d'Einthoven à ceci près que l'électrode est considérée comme pôle positif vers deux pôles négatifs constitués par les deux autres électrodes [11].

• aVR (augmented Voltage Right): dérivation positive prise du membre gauche et des pieds (L+F) vers le membre droite (R).

• aVL (augmented Voltage Left): dérivation positive prise du membre droite et des pieds (R+F) vers le membre gauche (L).

aVF (augmented Voltage Foot): dérivation positive prise des membres gauche et droite (R+L) vers les pieds (F).



Figure 1.7. Dérivations périphériques unipolaires [12].

#### 1.3.1.2. Les dérivations précordiales

Pour mesurer les potentiels proches du cœur, Wilson a introduit les dérivations du plan horizontal V1, V2, V3, V4, V5, et V6. Ces six dérivations sont localisées du côté gauche du thorax comme illustré dans la Figure 1.9.

Les potentiels sont enregistrés à partir d'une électrode exploratrice (pôle positif) placée sur le thorax et l'électrode de référence (pôle négatif) connectée à la borne centrale de Wilson. Ce sont des dérivations rapprochées car l'électrode exploratrice est placée à faible distance des parois du ventricule droite et gauche [13].



Figure 1.8.Emplacement des électrodes précordiales : V1 à V6 [8].

#### 1.3.2. Ondes et intervalles de l'ECG

Le rythme cardiaque normal est composé par des ondes liées en générale à des actions mécaniques du cœur, elles sont définies comme suit :

-L'onde P : elle représente la dépolarisation auriculaire. Sa durée est de l'ordre de 90 ms.
C'est une onde positive dont l'amplitude est normalement inférieure ou égale à 0.2 mV.

-Le complexe QRS : il correspond à la dépolarisation ventriculaire précédente l'effet mécanique de contraction. Sa durée normale est comprise entre 85 et 95 ms.

- **L'onde T** : elle correspond à la repolarisation des ventricules. L'onde T normale à une amplitude plus faible que le complexe QRS.

-L'intervalle PR : Mesure la durée entre le début de l'onde P et le début de Q ou de R. Sa durée est comprise entre 120 et 180 ms. La phase de repolarisation ST-T est beaucoup plus longue (300-400 ms) que la phase de dépolarisation ventriculaire (85-95 ms) [12].

-L'intervalle RR : Il est délimité par les sommets de deux ondes R consécutives et d'où est évaluée la fréquence cardiaque instantanée. Cet intervalle est utilisé pour la détection des arythmies ainsi que pour l'étude de la variabilité de la fréquence cardiaque.

- Le segment ST : Il représente l'intervalle durant lequel les ventricules restent dans un état de dépolarisation actif. Il est aussi défini comme la durée entre la fin de l'onde S et le début de l'onde T.

 L'intervalle PQ : Il représente l'intervalle de temps entre le début de la dépolarisation des oreillettes et le début de la dépolarisation ventriculaire. Il représente le temps nécessaire à l'impulsion électrique pour se propager du nœud sinusal jusqu'aux ventricules et il est mesuré entre le début de l'onde P et le début du complexe QRS

- L'intervalle QT:Il représente la durée entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T. Cet intervallereflète la durée de la dépolarisation et repolarisation ventriculaire. En effet sa dynamique peut être associée à des risques d'arythmie ventriculaire et de mort cardiaque soudaine[14].



Figure 1.9. Ondes, intervalles et segments dans l'ECG pour un battement physiologique [12].

## 1.4. Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme

Sur tout enregistrement électrocardiographique il peut apparaître des événements indésirables pouvant brouiller le tracé, et parfois, induire en erreur le diagnostic final. Ces bruits sont reconnaissables par l'œil expérimenté qui les identifie avant d'effectuer son diagnostic. Les effets indésirables peuvent avoir plusieurs sources: techniques, physiques ou pathologiques. [15]

#### **1.4.1. Bruits techniques**

Le matériel utilisé lors de l'enregistrement doit être manipulé avec précaution car il peut être source de bruits lors de l'enregistrement. Les plus courants sont présentes cidessous [16].

#### -Bruit dû au secteur

Le réseau de distribution électrique peut parfois brouiller le signal électrocardiographique Avec une onde dont l'harmonique principale est à 50 Hz comme montré sur la Figure (1.10).

Ce type de bruit apparaît sur tout l'enregistrement et peut être assez fort mais il s'élimine facilement avec un filtre sélectif car c'est un bruit haute fréquence a bande étroite.



Figure 1.10.Bruit dû au secteur [17].

#### - Bruit dû aux mouvements d'électrodes

Lorsque les électrodes sont connectées incorrectement, des sauts brusques de la ligne de base apparaissent. L'effet sur le tracé peut aller de la simple diminution d'amplitude à l'apparition de pics lorsque les électrodes sont en contact intermittent avec la peau. Ces pics peuvent parfois être confondus avec les ondes du tracé normal comme montré sur la figure (1.11). Ce type de bruit intermittent à bande spectralelarge s'élimine difficilement car son énergie se trouve dans la même gamme de fréquence que le complexe QRS.



Figure 1. 11.Bruit dû aux Mouvements d'électrodes [17].

- Autres bruits courants : Parmi les bruits courants, on peut citer les artefacts dus aux mouvements des câbles électriques, à la saturation des instruments de mesure, aux mauvais câblages, au port de vêtements synthétiques.

### **1.4.2. Bruits physiques**

Les artefacts physiques sont dus aux activités électriques du corps humain tellesque les commandes de contraction des muscles ou la respiration [18].

#### - Mouvements de la ligne de base

La ligne de base est la ligne horizontale prise comme référence pour étudier la forme et l'amplitude des différentes ondes cardiaques. Lors de l'enregistrement de l'électrocardiogramme, l'activité respiratoire peut faire osciller la ligne de base de l'ECG à un rythme régulier comme montré sur la figure (1.12). D'autres perturbations peuvent avoir pour effet de déplacer temporairement la ligne de base comme, par exemple, les mauvais contacts entre la peau et les électrodes. Ces perturbations sont généralement peu gênantes pour l'analyse de l'ECG et peuvent être en grande partie filtrées car leur énergie se situe dans une bande de fréquence basse, qui empiète peu sur celle de l'ECG normal.



Figure1.12.Mouvements de la ligne de base [17].

# 1.5. Les troubles du rythme cardiaque

Le meilleur outil pour diagnostiquer une arythmie est l'électrocardiogramme. Dans l'analyse de l'ECG, les pathologies ou anomalies sont détectées et classées en fonction de leur déviation par rapport au rythme idéal qu'est le rythme sinusal. Chaque déviation visible sur l'ECG peut être attribuée à une anomalie physiologique. Ainsi, les blocs cardiaques sont dus à un défaut de conduction de l'onde de dépolarisation à travers le myocarde différencié et les arythmies sont générées par un foyer ectopique prenant le relais ou supplantant le nœud sinusal[19].

• **Bradycardie** : la fréquence cardiaque est inférieure à 60 BPM, elle est dite d'origine sinusale, ou ventriculaire (L'impulsion électrique n'est plus transmise des oreillettes aux ventricules et l'onde P peut être absente), selon le site d'initiation de l'impulsion électrique [1] :



Figure 1.13.Bradycardie sinusale, la présence systématique d'une onde P avant les complexes QRS

[7].



Figure 1.14.Bradycardie ventriculaire [1].

• **Tachycardie** : la fréquence est supérieure à 100 BPM ; elle peut être d'origine sinusale, auriculaire ou ventriculaire (figure 1.16) :



Figure 1.15.Tachycardie sinusale, la présence systématique d'une onde P avant les complexes QRS [7].

• L'extrasystole: légère irrégularité du rythme cardiaque, Elle peut atteindre un ventricule (Ce type de battement a pour origine la dépolarisation spontanée d'un groupe de cellules des ventricules : il n'est donc pas précédé d'une onde P, et il est plus large qu'un complexe QRS) ou une oreillette.

Les ESV sont pathologiques si leur nombre par minute est supérieur à 6[21].



Figure 1.16.Extrasystole Ventriculaire(ESV) [7].

• Le flutter auriculaire : le rythme des oreillettes est régulier mais rapide alors que les ventricules fonctionnent normalement, dans la figure suivante les ondes P sont remplacées par une succession d'ondes appelées F qui ont l'aspect de dents de scie.



Figure 1.17.Flutter auriculaire [7].

 la fibrillation auriculaire: contraction rapide et désordonnée des oreillettes du cœur qui empêche le cœur de fonctionner normalement et de bien faire circuler le sang dans le corps. Ce trouble est parfois passager mais peut devenir chronique. En favorisant la formation de caillots, il peut représenter un danger.



Figure 1.18.Fibrillation auriculaire [21].

• la fibrillation ventriculaire : contraction très rapide et anarchique des ventricules : il s'agit d'une urgence vitale.



Figure 1. 19. Fibrillation ventriculaire [21].

## 1.6. La base de donnes MIT-BIH

La base de données MIT-BIH contient 48 enregistrements annotés manuellement par des experts, et numérisé avec une fréquence d'échantillonnage 360Hz, et avec une résolution de 11 bits sur une plage de 10 mV, obtenus à partir de 47 sujets étudiés par le laboratoire des arythmies cardiaques de l'hôpital de Boston entre 1975 et 1979.

23 enregistrements de 24 heures (la série 100), ont été choisis au hasard parmi 4000 sujets. 60 % des enregistrements ont été obtenus à partir des hospitaliers.Les 25 enregistrements restants (la série 200), ont été sélectionnés du même ensemble, Certains de ces ECG (n°: 100 et 107) contiennent des pics R bien identifies et d'autres informations physiologiques très intéressantes, d'autres contiennent des complexes QRS difficilesà détecter et des formes anormales, du bruit et des artéfacts (ECG n° : 108 et 207) [22].

L'avantage majeur de cette base est qu'elle contient un grand nombre de pathologies cardiaques, ce qui permet de valider les algorithmes sur un grand nombre de cas de signaux ECG. Parmi les cas pathologiques traités dans la base de données MIT-BIH on a[23] :

- ✓ V Battement ventriculaire prématuré.
- ✓ J Battement nodal (jonctionnel) échappé.
- ✓ a Battement atrial prématuré (aberré).
- ✓ S Battement supra ventriculaire prématuré.
- ✓ Q Battement non classé.

# **1.7.** Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présentés les principes fondamentaux de l'électrocardiographie. Nous avons aussi présentés la base de données MIT-BIH sur laquelle s'appuiera l'ensemble de nos tests au troisième chapitre.

Le chapitre suivant présente une technique très utilisée dans le domaine du traitement de signal qui est la transformée en ondelettes. Cette technique est très appliquée sur les signaux électrophysiologiques vu ces caractéristiques statistiques proches aux caractéristiques des ondes QRS de l'ECG.

# **CHAPITRE II**

## **2.1. Introduction**

L'analyse en ondelettes a été introduite au début des années 1980. L'idée originale sur laquelle sont basées les ondelettes est apparue vers les années les 1940 Graceau physicien Denis Gabor. La transformée en ondelette est un outil d'analyse puissant complexe. Leur application en imagerie médicale date de 1992[23]. Ils ont démontré leur forcedans plusieurs domaines d'application tels que : Le dé bruitage, la compression, le codage...etc.

# 2.2. Représentation temps-fréquence : de Fourier aux ondelettes

Selon Joseph Fourier (1768-1830), un signal périodique est la somme pondérée de plusieurs ondes sinusoïdales oscillant à différentes fréquences. La décomposition de ce signal en série de Fourier permet d'observer le "poids" des différentes composantes fréquentielles contenues dans ce signal, Cette décomposition permet, cependant, uniquement d'analyser des phénomènes périodiques. Pour les phénomènes non-périodiques, nous avons recours à la transformée de Fourier qui est une généralisation de la décomposition en série de Fourier.

La transformée de Fourier est considérée comme un outil mathématique très puissant pour analyser le comportement fréquentiel des signaux électrophysiologiques. Elle s'est montrée très prometteuse pendant de longues années [24-26].La TF permet d'explorer la composition fréquentielle du signal. Son principe repose sur le fait que toute fonction périodique peut être représentée comme la somme d'une série de sinus et de cosinus dont on fait varier d'une part les amplitudes en les multipliant par des coefficients, et d'autre part les phases en les décalant de manière à ce qu'elles s'additionnent ou se compensent. La définition de la TF est donnée par la formule suivante :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-2j\pi ft} dt$$
 (II.1).

Malheureusement, il est apparu que cette décomposition de Fourier n'était pas toujours satisfaisante puisqu'elle permet de fournir seulement les composants fréquentiels présentes dans le signal analysé sans indication sur les instants de leurs apparitions. Ceci la

rend moins performante pour le traitement des signaux non stationnaires tel que les signaux électro physiologiques comme le signal électrocardiogramme.

Cet inconvénient majeur de la transformée de Fourier donne naissance à d'autres techniques qui se fondent soit sur une analyse temps-fréquence, et la première idée qui vient naturellement à l'esprit est de limiter le domaine d'intégration temporel à l'aide d'une fonction "fenêtre" que l'on pourra glisser pour localiser l'information dans le signalétudié, sachant que les dimensions de cette fenêtre doivent être fixées qui sera utilisée comme masque sur le signal, et dans laquelle on considère que le signal est localement stationnaire(signal dont le contenu de la fréquence ne change pas dans le temps), puis on décale cette fenêtre le long du signal afin de l'analyser entièrement[27].Malheureusement ces contraintes ne peuvent permettre une bonne résolution en temps et en fréquence simultanément [28].

La transformée de Fourier à court-terme (T.F.C.T) [29] ou la transformée de Fourier à fenêtres glissantes peut être proposée pour pallier le manque d'information sur le temps de la transformée de Fourier(TF).

$$X(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) g(t-) e^{-2j\pi ft} dt$$
 (II.2).

Où x est le signal à analyser et g une fonction "fenêtre" appropriée centrée sur  $\tau$ .

L'étude d'un signal avec la TFCT permet d'obtenir à la fois une information sur le temps et sur la fréquence, mais la résolution d'analyse est fixée par le choix de la taille de l'enveloppe :

- Si la fenêtre est trop petite, les basses fréquences n'y seront pas contenues.
- Si la fenêtre est trop grande, l'information sur les hautes fréquences est noyée dans l'information concernant la totalité de l'intervalle contenu dans la fenêtre. Donc la taille fixe de la fenêtre est un gros inconvénient.





Figure 2. 1. Pavage temps-fréquence pour la transformée de Fourier à fenêtre glissante [21].

Donc la taille fixe de la fenêtre est un gros inconvénient. L'outil idéal serait une fenêtre qui s'adapte aux variations de fréquence dans le signal à analyser. Cet outil existe, il s'agit de la récente analyse en ondelettes.

# 2.3. Les ondelettes

La transformée en ondelette remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par une famille de translations et dilatations d'une même fonction, l'ondelette. Les paramètres de translation et de dilatation permettent de localiser l'information dans un signal en le représentant à différents niveaux de détails allant d'une approximation grossière et globale à des représentations plus précises et plus localisées [30].

### 2.3.1. Définition d'ondelettes

Une ondelette est une fonction oscillante (ce qui explique le mot "onde") de moyenne nulle, appelée $\psi$ , possédant un certain degré de régularité et dont le support est fini (ce qui explique le mot "ondelette", qui veut dire petite onde), Elle est normée :  $||\psi|| =$  1centrée au voisinage de t = 0 et est d'intégrale nul car elle oscille en prenant des valeurs positives et négatives. L'oscillation d'une ondelette se mesure par le nombre de moments nuls qui nous indiquent que l'information du signal peut être concentrée dans quelques coefficients d'ondelettes, cet aspect est utile dans la compression et la détection des singularités [31].

L'analyse en ondelettes adopte une fonction de prototype d'ondelettes connue sous le nom de "Ondelettes mère" donné dans l'équation suivante. Cette Ondelette mère génère un ensemble de fonctions de base connues sous le nom " Ondelettes enfantes" par des translations et dilatations récursives, elles sont de forme constante, mais de taille variable.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$
(II.3).

Où :

- *b* Facteur de translation.
- *a* Facteur de dilatation « Echelle ».
- $\psi(a, b)$  Ondelette mère.
- $\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$  Ondelettes enfants.
- $\frac{1}{\sqrt{a}}$ Facteur de normalisation de l'énergie afin que le signal transformé ait la mêmeénergie à toutes les échelles. Plusieurs exemples sont montrés dans la figure (2.2).



Figure 2.2.Exemples d'ondelettes $\psi$ (t) [32].

## 2.3.2. Propriétés des ondelettes

#### 2.3.2. 1. Sélectivité en fréquence

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

#### 2.3.2.2. Similarité

Toutes les ondelettes qui appartiennent à la même famille doivent être similaires, c'est à dire se déduire les unes des autres par combinaison linéaire de translations et de dilatations [33].

#### 2.3.2.3. Symétrie

On souhaite parfois que l'ondelette présente des propriétés de symétrie temporelle afin d'éviter le déphasage dans la transformée en ondelettes [33].

#### 2.3.2.4. Orthogonalité

Cette propriété est à l'origine de la popularité des ondelettes qui offrent des bases d'ondelettes orthogonales et non redondantes. Cela conduit à une décomposition unique [33].

#### 2.3.2.5. Régularité

Une ondelette est dite régulière si elle est très lisse et on peut l'approximer localement par un polynôme. L'ordre de régularité d'une ondelette est égal au nombre de ses moments nuls [33].

#### 2.3.2.6. Relation entre fréquence et échelle :

Si f0 est la fréquence centrale de l'ondelette mère  $\psi(t)$ , les autres ondelettes  $\psi a, b(t)$ oscillent à la fréquence f = f0/a.

D'où l'identificationa =  $\frac{f0}{f}$ .

# 2.4. La transformée en ondelette

La transformée en Ondelettes, contrairement à Fourier, est beaucoup plus précise et riche en informations et en pertinence. On peut défini La transformée en ondelettes comme un outil mathématique qui décompose un signal en fréquences en conservant une localisation spatiale.

Le signal de départ est projeté sur unensemble de fonctions de base qui varient en fréquence et en espace. Ces fonctions debase s'adaptent aux fréquences du signal à analyser. Cette transformation permet donc d'avoir une localisation en temps et en fréquence du signal analysé, donc d'étudier simultanément l'information temporelle et

fréquentielle (la méthode de l'enveloppe traitant les signaux dans un domaine puis dans l'autre mais jamais simultanément [34 et 35].

La T.O fournit une bonne résolution temporelle (une mauvaise résolution fréquentielle) aux hautes fréquences c.-à-d. on va utiliser des rectangles plus larges en fréquences et plus localisés en temps, et une bonne résolution fréquentielle (une mauvaise résolution temporelle) aux basses fréquences c.-à-d. une grande largeur en fréquences n'est pas nécessaire, on peut donc utiliser des rectangles plus larges en temps [36].



Figure 2.3.La transformée en ondelettes [37].

# 2.4.1. La transformée en ondelettes continu

### **2.4.1.1. Définition :**

Contrairement à l'analyse de Fourier qui propose une approche globale du contenu fréquentiel du signal, la transformée en ondelettes permet de nous renseigner sur le contenu fréquentiel tout en préservant la notion de localisation afin d'obtenir une représentation (temps/fréquence) ou (espace/échelle) du signal [38].

La transformée en ondelettes continue (TOC) est définie par:

$$CWT(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt$$
(II. 4).

Où : \* symbolise le conjugué de l'ondelette mère $\psi(t).s = \frac{\omega_0}{\omega}$ Est le paramètre d'échelle, il détermine la résolution fréquentielle et temporelle de  $\psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right)$  (la largeur d'ondelette mère), avecs > 0 et $\omega_0$  est la fréquence d'oscillation de $\psi$ , et $\tau$  c'est le paramètre de localisation. x(t)Représente le signal.

Les coefficients d'ondelettes de la TOC sont calculés par le produit de convolution entre le signal et l'ondelette. Celle-ci est étirée ou comprimée dans chaque échelle en fonction de la valeur des. Le paramètre de localisation  $\tau$  varie de façon continue pour balayer le signal.

Dans ce qui suit, Nous allons rappeler quelques exemples historiques d'ondelettes analysantes [38 et 39] :

4 Ondelette de Haar est la plus simple fonction d'ondelettes, elle est définie par:

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \le t \le \frac{1}{2} \\ -1 & -\frac{1}{2} \le t \le 0 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$
(II.5).

 L'ondelette de Littlewood-Paley; elle a des correspondances avec l'ondelette de Haar dans le domaine fréquentiel:

$$\Psi(\omega) = \begin{cases} (2\pi)^{-\frac{1}{2}} & \pi \le |\omega| \le 2\pi \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$
(II. 6).



Figure 2.4.Ondelette de Littelewood-paley [39].

Le chapeau mexicain (figure 2.4), ondelette réelle qui doit son nom `à sa forme, est construite `à partir de la dérivée seconde de la gaussienne :

$$\psi_{CM}(t) = (1 - t^2) \exp\left(-\frac{1}{2}t^2\right)$$
 (II. 7).



Figure 2.5.Ondelette Chapeau Mexicain [39].

## 2.4.1.2. Reconstruction

Pour la reconstruction du signal, la conservation d'énergie entre la fonction et sa transformée permet d'assurer une reconstruction parfaite. Elle est analogue à l'égalité de parseval pour la transformée de Fourier .En effet, on dispose d'une formule inverse pour le calcul de la transformée en ondelettes continue [31].

$$\mathbf{x}(t) = \frac{1}{C_{\psi}} \iint_{-\infty}^{+\infty} \text{TOC}(\mathbf{a}, \mathbf{b}) \psi_{\mathbf{a}, \mathbf{b}}(t) \frac{\mathrm{d}\mathbf{a} \, \mathrm{d}\mathbf{b}}{\mathbf{a}^2} \tag{II.8}.$$

Cette possibilité reste théorique car le calcul n'est possible que numériquement et sa convergence peut-être très lente [35].

## 2.4.2. Transformée en ondelettes dyadique

La transformée en ondelettes dyadique (TODy) est construite par la numérisation de l'échelle smais en laissant le décalage $\tau$ tel qu'il est. La numérisation de sse fait par son échantillonnage sur une séquence exponentielle  $\{2^j\}$  avec $\in \mathbb{Z}$ , pour simplifier le calcul numérique [38]. La transformée en ondelettes dyadique est définie par:

$$TODy(\tau, 2^{j}) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{2^{j}}} \psi\left(\frac{t-\tau}{2^{j}}\right) dt \qquad (II.9).$$

### 2.4.3. Transformée en ondelettes discrète

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

#### 2.4.3.1. Définition

La transformée continue en ondelettes, est fondée sur une décomposition du signal par des ondelettes dont les paramètres de dilatation et de translation sont des variables continues.

Y. Meyer a montré qu'ils existent des fonctions d'ondelettes $\psi_{s,\tau}(t)$  telle que pour s = 2jet  $\tau = k2^{j}$ , les fonctions  $\psi_{j,k}(t)$ constituent une base orthonormée dans l'espace à énergie finie (chaque fonction  $\psi_{j,k}(t)$  est une ondelette fille de l''ondelette mère et garde les mêmes propriétés de cette dernière) [40]. Avec ces valeurs de s et $\tau$  :

$$\psi_{j,k} = \left(1/\sqrt{2^{j}}\right) \frac{\psi(t-k2^{j})}{2^{j}}$$
(II. 10).

Ce qui implique que n'importe quelle  $x(t) \in L^2(R)$  peut-être décomposé sur les bases $\psi_{j,k}(t)$ Comme suit

$$x(t) = \sum_{j} \sum_{k} d_{j,k}(t) \ \psi_{j,k}(t)$$
(II. 11).

Avecd<sub>(j,k)</sub>(t) =  $\langle x(t), \psi_{j,k}(t) \rangle \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{j,k}(t) dt$ , Appelés les coefficients (détails) d'ondelettes.

Si le signal x(t) contient une composante continue, une défaillance de cette formule de synthèse est aperçue. Donc l'expression ci-dessus est nulle pour toute valeur de j etk, à cause de la condition d'admissibilité (Si une ondelette  $\psi$  vérifie cette équation alors on dit que l'ondelette  $\psi$  a des moments nuls. Cela signifie que  $\psi$  est orthogonale à tout polynôme de degrép - 1. L'intérêt d'avoir *p*moments nuls est d'obtenir des coefficients d'ondelettes  $\omega_j$  proches de 0 aux échelles fines 2<sup>j</sup>(lorsque 2<sup>j</sup> tend vers 0) [41]:
## Chapitre 2 : La Transformée en ondelettes

Pour remédier à ce problème on introduit une fonction d'échelle $\phi(t)$ avec la condition suivante « garantir la restitution de la composante continue du signalx(t) » :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \phi(t) dt = 1$$
 (II. 13).

Comme pour la fonction ondelette,  $les \varphi_{j,k}(t)$  ont la forme suivante :

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - k)(j,k) \in \mathbb{Z}^2$$
(II. 14).

Elles forment une famille orthogonale pour *j* fixé. D'une façon plus générale, la fonction  $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$ (peut alors être exprimée comme suit :

$$x(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} a_1(k) \phi_{I,k}(t) + \sum_{j=1}^{I} \sum_{K \in \mathbb{Z}} d_j(k) \psi_{j,k}(t) \qquad (II. 15).$$

Aveca<sub>1</sub>(K) =  $\langle x(t), \phi_{I,K}(t) \rangle$ appelés coefficient d'approximation d'ondelettes.

#### 2.4.3.2. L'analyse multi résolution

Les ondelettes permettent de construire des bases de l'espace des signaux dans  $L^2 \in (\mathbb{R})$ .Une construction très élégante et très facile à mettre en œuvre est l'analyse multi résolution qui permet de construire des bases complètes de manière récursive à partir d'une seule fonction: la fonction d'échelle ou ondelette mère.

En 1988, S. Mallat a proposé un algorithme rapide pour calculer les coefficients d'ondelettes. Cet algorithme a été fortement inspiré de l'algorithme pyramidal introduit dans les années 70[31]. La théorie de la multi-résolution conçoit la transformée en ondelettes discrètes TOD comme une séquence d'application de filtres. En effet, chaque signal est constitué des composantes basses fréquences: appelées approximations et des composantes hautes fréquences : appelées détails.

Selon Mallat, nous pouvons séparer les détails et les approximations en faisant appel à une paire de filtre H et G, appelées aussi filtres a miroirs quadratique, qui sont un filtre passe bas et un filtre passe haut complémentaires (ils ont la même fréquence de coupure) et dont les réponses impulsionnelles doivent satisfaire certaines conditions. Le processus de cet algorithme de Mallat à son premier niveau est illustré dans la figure (2.6) :



Figure 2.6.Principe de l'algorithme de Mallat [31].

Pour passer au niveau suivant de la décomposition, on applique la même opération à l'approximation A. le processus est par la suite itéré à chaque fois qu'on obtient une approximation Figure (2.7).



Figure 2.7. Décomposition par ondelettes [31].

Le calcul des coefficients se fait donc de manière itérative et hiérarchique. La différence entre une approximation  $A_n$  et l'approximation qui la suit  $A_{n+1}$  représente le détail $D_{n+1}$ .Il est évident donc que l'approximation aun<sup>iéme</sup> niveau est plus riche en terme de contenu informationnel que des approximations des niveaux supérieurs (> *n*).En effet, si nous supposons que le signal original x(t) contient N échantillons alors nous obtiendrons

#### Chapitre 2 : La Transformée en ondelettes

2N échantillon à la sortie de la cellule constituée par la paire du filtre en miroir quadratique Ce problème peut être réglé en introduisant une opération de sous-échantillonnage de facteur 2 après chaque décomposition. Au dernier niveau de décomposition, nous auront alors 1 coefficient de détail et 1coefficient d'approximation, ce qui nous donne un total de N - 1 coefficients de détails et 1 coefficient d'approximation.

Dans ce qui suit, Nous allons rappeler quelques exemples figure (2.8) et figure (2.9) montrent l'application de la T.O.D sur un signal sinusoïdal bruité de longueur 512 points, et qui est transformé en deux signaux de 256 points, 128 points...etc. [40].



Figure 2.8. Application de la T.O.D sur un signal sinusoïdal bruité (niveau1) [41].



Figure 2. 9. Application de la T.O.D sur un signal sinusoïdal bruité (niveau 3) [40].

#### 2.4.3.3. Paquet d'ondelette

La transformée en paquet d'ondelette proposée par Coifman et Wickerhausser [42] est une généralisation de la transformée d'ondelette discrète TOD.En effet, la TOD ne Permet pas une bonne séparation des fréquences très hautes tout en conservant la non-redondance de la représentation temps-fréquence. Il est à noter que le principe de la TOD consiste à décomposer au premier niveau, le signal analysé en deux sous espaces de résolution inférieure :  $A_{n+1}etD_{n+1}$ .

Au niveau suivant de la décomposition, seul l'espace de l'approximation  $A_{n+1}$  qui va subir une décomposition. Par conséquent, Le fait que l'espace  $D_{n+1}$  ne subit pas une décomposition, les très hautes fréquences contenues dans ce détail Dn+1 ne seront pas séparées.

La décomposition en paquets d'ondelettes représente une extension de la TOD. Elle consiste à générer, à partir d'une ondelette mère, une librairie de bases d'ondelettes. Chacune de ces bases offre une représentation propre du signal original. Cette librairie peut être alors construite en décomposant, non seulement les espaces des approximations, mais

## Chapitre 2 : La Transformée en ondelettes

aussi les espaces des détails. Cette nouvelle approche peut être représentée sous forme d'un arbre binaire ou chaque nœud correspond à un paquet d'ondelette comme illustré dans la figure (2.10).



Figure 2.10.Décomposition par paquets d'ondelettes [31].

La décomposition complète d'un signal en paquets d'ondelettes permet d'avoir une représentation redondante et seules certaines combinaisons de paquets constituent une représentation significative et non redondante.

## 2.5. Choix d'ondelettes :

Il n'y a pas une ondelette qui soit meilleure qu'une autre. Tout dépend de l'application utilisée. Dans certains cas, l'ondelette la plus simple (Haar) sera optimale. Pour d'autres applications, ce sera le pire des choix possibles. En pratique, il semblerait que l'élément le plus important soit le nombre de moments nuls. Pour la plupart des applications, il est désirable d'avoir le plus de coefficients d'ondelettes nuls et donc plus de moments nuls implique une meilleure transformation. Cependant, les ondelettes ayant un plus grand nombre de moments ont aussi un support plus grand ce qui signifie que si la fonction ou le signal a des discontinuités brusques, elle sera plus sujette aux phénomènes de Gibbs [43]

## 2.6. Application des ondelettes sur le signal ECG :

La conception d'un algorithme de détection des différentes ondes électrocardiographique (l'onde P, le complexe QRS et l'onde T du signal ECG) est un problème difficile en raison de la variation de la morphologie temporelle du signal pour des raisons physiologiques et a causé la présence de bruit dans le signal lui-même. Un certain nombre de techniques basées sur les ondelettes ont été proposées pour détecter ces paramètres caractéristiques.

- Senhadji et al [44] ont comparé la capacité des trois ondelettes (Daubechies, spline et Morlet) à reconnaître et décrire des battements cardiaques.
- Sahambi et al [45 et 46] ont utilisé la dérivée du premier ordre de la fonction gaussienne comme ondelette pour la caractérisation des battements ECG. Ils ont ensuite utilisé le module maxima basé sur les ondelettes pour l'analyse en utilisant la transformée d'ondelette dyadique pour détecter et mesurer les différentes parties du signal, en particulier la localisation du début et la fin du complexe QRS ainsi que les ondes P et T.
- Dans un article ultérieur de Park et al [45], un filtre d'interpolation à ondelette est décrit pour la suppression des artefacts de mouvement dans le segment ST dans un ECG de stress.
- Leman et Marque [46] ont mis au point un algorithme de seuillage basé sur les paquets d'ondelettes pour le séparer le signal ECG du signal électro-hysterogram, un signal qui représente l'activité utérine pendant la grossesse.

## 2.7. Conclusion

Les ondelettes sont considérées comme une découverte importante en mathématiques appliqués. Dans plusieurs domaines d'applications où l'analyse de Fourier était habituellement utilisée, elles ont proposé une voie alternative souvent mieux adaptée à la nature des phénomènes étudiés. Dans ce chapitre, nous avons commencé en premier lieu partransformée de Fourier, les propriétés et les caractéristiques de la transformée en ondelettes.

Dans le chapitre suivant, l'application de transformé en ondelettes pour la détection du complexe QRS du signal ECG est effectuée.

## **CHAPITRE III**

## **3.1. Introduction**

L'amplitude et la durée de l'onde QRS du signal ECG sont d'une importance primordiale dans le diagnostic de différentes pathologies cardiaques. Dans ce travail, nous nous intéressons plus particulièrement à la localisation de cette onde et son amplitude. La plus part des systèmes se basent en phase de localisation de QRS sur l'extraction du segment situé avant le pic de l'onde R tout en s'appuyant sur la définition de façon heuristique de plusieurs paramètres. Notre approche de localisation se base sur l'exploitation des propriétés des ondelettes à l'encontre d'un pic.

## 3.2. Etude spectrale sur le signal ECG

Dans le signal ECG, l'onde ayant principalement la plus forte amplitude est le complexe QRS. La majeure partie du spectre d'un complexe QRS se situe dans l'intervalle de fréquences 5 à 30Hz (figure 3.1) son spectre donne le motif du choix de transformée en ondelettes dyadique de l'ordre (3). Dans les basses fréquences, on trouve le spectre des ondes Pet T entre 2 et 7 Hz. Dans cette même bande de fréquence se situe le spectre des divers artefacts. Le bruit musculaire, bruit de mouvement quant à lui, couvre tout le domaine spectral de l'ECG



Figure 3. 1. Densité spectrale de puissance de L'ECG et de ses composantes [23].

## 3.3. Présentation générale de la méthode :

On peut résumer notre algorithme de détection dans les étapes de schéma suivante :



Figure 3. 2. Schéma bloc de la détection du complexe QRS.

## 3.4. Algorithme de localisation du complexe QRS

Les étapes suivantes représentent le détail de notre algorithme de détection des complexes QRS du signal ECG.

## 3.4.1. Présentation de signal ECG

On choisit de la basse de donnes MIT-BIH un enregistrement du signal ECG. Dans la figure ci-dessous c'est l'enregistrement 100 :



Figure 3. 3. Signal ECG (enregistrement 100).

## 3.4.2. Transformée en ondelettes dyadique d'ordre 3

La figure suivante représente le signal ECG après l'application de la transformée en ondelettes d'ordre 3, on remarque lorsque cette transformation est appliquée au signal ECG, les positions des ondes R du complexe QRS se traduisent par des passages par zéro entre un maximum et un minimum.



Figure 3. 4. (a) : Enregistrement ECG et (b) : Transformée en ondelettes dyadique d'ordre 3. L'équation permettant de calculer la TODy est donnée par la relation suivante :

$$TODy(\tau, 2^{j}) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{2^{3}}} \psi\left(\frac{t-\tau}{2^{3}}\right) dt \qquad (III.1)$$

#### **3.4.3.** La puissance de la TODy

Dans cette étape, le signal est mis à la puissance quatre. On remarque que la partie négative du signal est éliminée et les ondes de petites amplitudes sont réduites. Il n'en reste alors, que les pics de grandes amplitudes qui correspondent aux complexes QRS.



Figure 3. 5.La puissance de TODy.

#### 3.4.4. Seuillage

La figure suivante représente le seuillage. On remarque que le nombre des ondes est diminué car le seuillage permet de distinguer les maxima correspondant aux ondes R de ceux correspondant aux autres ondes comme l'onde T, et qui sont en général beaucoup plus faibles. L'algorithme de détection recherche le prochain maximum, si ce maximum est d'amplitude supérieure au seuil, il est considéré comme à un complexe QRS et est ainsi validé ; sinon, l'algorithme continu jusqu'au maximum suivant. Après le seuillage, on réalisera la détection de tous les QRS.



Figure 3. 6. Seuillage appliquent au signal résultant.

On va représenter dans le tableau suivant les arythmies dans chaque enregistrement illustré dans les figures précédentes :

Enregistrements	Ν	Α	V	F	Р	Q
100	2239	33	1	0	0	0
115	1953	0	0	0	0	0
220	1954	94	0	0	0	0
230	2255	0	1	0	0	0

Tableau 3. 1. Contenu des enregistrements.

N :Battement normal.

- A :Battement atrial prématuré.
- V :Battement ventriculaire prématuré.
- **F** :Fusion entre V et N.

**P** :Battement ectopique.

Q : Battement non classé

## 3.5. Etude comparative entre les différents types des ondelettes

Dans cette étape on va étudier quelque type d'ondelettes. Tout d'abord, on va définir les paramètres d'évaluation qu'on utilisera dans l'étude des performances de notre algorithme de détection :

#### 3.5.1. Critères d'évaluations

#### a) Les faux positifs (FP)

La valeur fausse positive ou false positive(FP), indique que la méthode détecte un QRS inexistant.

#### b) Les faux négatifs (FN)

La valeur fausse négative ou false négative(FN), indique que la méthode ne détecte pas les positions des complexes QRS.

#### c) Le taux de détection

$$T(\%) = \frac{NBT}{NBT + FP} \times 100$$
(III.2).

Avec NBT c'est le nombre de battement.

#### d) Les fausses détections (FD)

Donné par :

$$FD = FP + FN$$
 (III.3).

e) Le taux d'erreur donné par :

$$Te(\%) = \frac{FN + FP}{NBT} \times 100$$
(III.4).

Types d'ondelettes	Nombre de Battement	FP (Battements)	FN (Battements)	Te (%)	T (%)
DB 1	250	0	0	0	100
DB 2	250	1	0	0.40	99.60
COIF 1	250	1	1	0.80	99.20
COIF 2	250	2	0	0.80	99.20
SYM 1	250	0	0	0	100
SYM 2	250	1	0	0.4	99.59

Tableau 3. 2.Résultat d'application l'algorithme sur plusieurs types d'ondelettes (enregistrement100).

Le tableau ci-dessus représente les résultats de comparaison de l'application de différents types d'ondelettes sur l'enregistrement 100.Onremarque que le taux de détection est égal à 100% pour le type DB1 et SYM1 ce taux reflète la précision de la méthode utilisée.











Figure 3.9.Résultat de détection pour (SYM 1), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R. Dans les figures précédentes représentant successivement l'application des types DB1, COIF1 et SYM1 (enregistrement 100).On remarque que le nombre des complexes QRS détecté est égale au nombre de battement pour DB1 et SYM1 ce qui confirme l'exactitude de l'algorithme pour ces types d'ondelettes. Contrairement à l'application de COIF1, où on remarque que l'algorithme ne détecte pas une onde R.

Tableau 3. 3. Résultat d'application l'algorithme sur plusieurs type d'ondelettes (enregistrement102).

Types d'ondelettes	Numbre de Battements	FP (Battements)	FN (Battements)	Te (%)	T (%)	
DB 1	400	0	0	0	100	
DB 2	400	1	1	0.50	99.50	
COIF 1	400	2	1	0.70	99.30	
COIF 2	400	1	0	0.26	99.74	
SYM 1	400	0	0	0	100	
SYM 2	400	1	2	0.75	99.25	

Le tableau bien avant représente les résultats d'application de notre algorithme sur plusieurs type d'ondelettes (enregistrement 102).On remarque que le taux de détection est égal a 100% (dans le cas de DB 1 et SYM1).



Chapitre 3 : Algorithme de détection du complexe QRS.

Figure 3.10. Résultat de détection pour (DB1), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.





#### 3.5.2. Comparaison

On va faire une comparaison entre les résultats obtenu lorsqu'on applique notre algorithme sur l'enregistrement (100) et (102) dans les différents types d'ondelettes. Les résultats sont présentés dans le tableau suivant :

Type d'ondelettes	Enregistrement 100	Enregistrement 102		
DB1	100%	100%		
DB2	99,60%	99,50%		
COIF1	99,20%	99,30%		
COIF2	99,20%	99,74%		
SYM1	100%	100%		
SYM2	99,59%	99,25%		

Tableau 3. 4. Taux de détection pour plusieurs types d'ondelettes (enregistrement 100 et 102).



Figure 3.13. Représentation graphiques des résultats de 100(en bleu) et 102(en orange).

Selon les résultats qu'on a obtenu et à partir du graphe précèdent qui représente le taux de détection dans les deux cas d'enregistrement (100 et 102), on conclue, que le type d'ondelettes qui donne des résultats précise c'est DB1 et SYM1, correspondant à l'ondelette de type de Haar et qu'on va utiliser dans l'étape suivante.

## 3.6. Résultats de détection des ondes R

Dans qui ce suite on a appliqué notre méthode sur plusieurs types d'enregistrement100, 101, 102...etc. Les résultats sont différents d'un enregistrement à l'autre selon les caractéristiques de chacun (s'il contient ou non des bruits ou des arythmies). Les résultats obtenus sont représenté dans le tableau suivant :

Enerigestremenet (numéro)	Numbre de Battement	FP (Battements)	FN (Battements)	FD (Battements)	Te (%)	T (%)
100	2070	0	0	0	0	100
101	2042	2	2	4	0.10	99.90
102	2305	7	1	8	0.31	99.69
103	2015	1	1	2	0.09	99.91
115	2010	0	0	0	0	100
118	2001	5	2	7	0.30	99.70
122	2022	4	2	6	0.20	99.80
123	1770	0	0	0	0	100
215	2400	13	0	13	0.54	99.46
219	2352	20	0	20	0.85	99.15
220	2031	7	3	10	0.40	99.60
230	2120	15	0	15	0.70	99.30
234	2075	1	0	1	0.04	99.96
Totale	27213	74	11	86	0.32	99.68

Tableau 3. 5. Résultats de détection des ondes R pour plusieurs enregistrements.

On remarque dans le tableau précèdent représentant la détection des ondes R pour plusieurs type d'enregistrement, que le taux de détection varie entre 99,15 % et 100 % ce

qui représente des taux de détection très acceptable dans le domaine médical. On peut justifier les valeurs de taux d'erreurs trouvés par les artefacts qu'on trouve dans les basses fréquences (bruit de mouvement et bruit musculaire) qui sont présents dans tout le signal ECG.

Dans qui ce suite on va représenter résultat de détection pour quelque enregistrement.



Figure 3.14.Résultat de détection pour l'enregistrement(103), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.



Figure 3.15. Résultat de détection pour l'enregistrement(115), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.



Figure 3.16. Résultat de détection pour l'enregistrement (220), (a) : signal ECG et (b) : la détection des ondes R.

On remarque dans les figures ci-dessus que malgré que la forme de signal ECG défèrent d'enregistrement à l'autre car chaque un contient des arythmies et le bruit, notre méthode détecte les ondes R avec précision.



Figure 3.17.Représentation graphique de pourcentage d'erreur (en bleu) et pourcentage de détection (en orange).

On remarque du graphe ci-dessus que le taux de détection est élevé par rapport aux taux d'erreurs, et pour l'enregistrement (234) on remarque qu'on a trouvé un très bon résultat malgré que cet enregistrement contienne des difficultés pour détecter les ondes R car les ondes T ont des amplitudes élevées par rapport aux cas normaux, comme le montre la figure suivante (Figure 3. 22).



Figure 3.18. Enregistrement (234).

On a représenté dans ce qui suite le pourcentage de détection des ondes R totale et le pourcentage d'erreurs sous forme graphique en cercle :



Figure 3.19. Représentation du pourcentage d'erreur totale (en bleu) et le pourcentage de détection totale(en orange).

## **3.7.** Conclusion

Dans ce chapitre on a commencé par une étude spectrale de signal ECG afin de bien choisir l'ordre de l'ondelette qu'on a utilisé dans notre algorithme de détection correspondant à l'ondelette de l'ordre 3.Aprèson a fait une comparaison entre différents types d'ondelettes afin de mieux choisir le type d'ondelette donnant de meilleurs résultats de détection. Et à la fin on a appliqué notre méthode sur plusieurs enregistrements de la base de données MIT-BIH afin de vérifier les performances de l'algorithme de détection.

Les résultats obtenus sont très satisfaisant avec un taux moyen de détection des complexes QRS pour treize enregistrements égal à 99.68%.

## CONCLUSION GENERALE

## **Conclusion générale**

Ce mémoire était consacré à l'analyse du signal ECG en appliquant une méthode de localisation du complexe QRS du signal Electrocardiogramme et détection de l'onde R. L'application de algorithme mis en œuvre dans cette mémoire sur la base de données MIT-BIH permet de détecter pour chaque battement cardiaque les complexes QRS. La méthode de détection des complexes QRS du signal ECG était décrite dans ce mémoire: elle est basée sur l'analyse du signal ECG par TODy. Les performances sont évaluées et leurs limites étudiées. Ces limitations sont essentiellement liées à la qualité du signal ECG. En effet un enregistrement très bruité ou encore ayant d'autres arythmie comme: l'extrasystoles ventriculaires de faible amplitude ou des ondes T comparables à celui des ondes R, affectent énormément la détection des ondes R et diminue ainsi la robustesse de la méthode.

Afin d'améliorer le taux de détection des ondes R, L'algorithme était conçu, implémenté et évalué. Il comportait trois étapes : l'application de transformée en ondelettes dyadique d'ordre 3 au signal ECG, et la puissance de TODy, et à la fin des seuillages sont expliqués.

Le choix de l'ondelette était effectué sur la base d'un test sur plusieurs types d'ondelettes (db1, coif1,sym1,...). Le choix est basé sur le taux de détection de l'onde R. D'après plusieurs expériences, nous avons constaté que l'ondelette de Haar est la plus performante, car elle a permis de donnée un taux de détection égal a 100% pour les deux enregistrements (100 et 102).

On a appliqué l'algorithme sur déférents enregistrements de la base de données universelle MIT-BIH, dans laquelle chaque complexe QRS a été annoté. Nous avons remarqué que le taux de détection était très satisfaisant avec un taux égal à 99.68%.

En perspective, il serait intéressant d'approfondir les recherches sur la détection de l'onde R afin d'améliorer le taux de détection. Ainsi des améliorations peuvent être au niveau de seuillage (en variant le seuil automatiquement).

51

# LISTE DES REFERENCES

#### Références

[1] R. BENALI, Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques, Thèse doctorat à l'université de Tlemcen, 2013.

[2] V. Le Rolle, *Modélisation Multiformalisme du Système Cardiovasculaire associant Bond Graph, Equations Différentielles et Modèles Discrets*, Thèse doctorat à l'université de RENNES1 ,2006.

[3] N. E. H. BaakekYetton, *modélisation paramétrique et non paramétrique en vue de l'identification de système cardiaque*, Thèse doctorat en génie biomédicale à l'université de Tlemcen, Faculté de Technologie, 2015.

[4] B. HAAS, *Biomarqueurs pronostiques et cibles thérapeutiques du remodelage ventriculaire post infarctus du myocarde*, Thèse de doctorat d'université, Nancy : université Henri Poincaré, 2011.

[5]J. Sende, Guide pratique de l'ECG,2 IIème édition, Editeur : ESTEM, 2009.

[6]W.Bachta, Chirurgie Cardiaque à Cœur Battant Conception et commande d'un stabilisateur cardiaque actif, Thèse doctorat à l'Université Louis Pasteur, 2008.

[7]R.Dubois, Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précace d'anomalies en électrocardiographie, Thèse doctoratà l'université de Paris 6, 2004.

[8]Aline Cabasson, *Estimation et analyse des intervalles cardiaque*, Thèse doctorat a Université de Nice - Sophia Antipolis, 2008.

[9]Nicoles Navoret, Analyse et détection des electrogrammes complexes fractionnés en vue se soigner la fibrillation auriculaire à l'aide de technique d'ablation par radiofréquence, Thèse doctorat àuniversité de Bourgogne, 2013.

[10] Clément Gallet, "Analyse automatisée du signal électrocardiographique dans les arythmies atriales chez le rat vigil", thèse doctoratà l'université de Lyon, 2013.

[11] A. L. Goldberger, *Clinical Electrocardiography: A Simplified Approach*, 7ièmeedition, Mosby, 2006.

53

[12] F.Portet, *Pilotage d'algorithmes pour la reconnaissance en ligne d'arythmies cardiaques*, Thèse doctorat, Ecole Doctorale: Matisse, Composante universitaire: IFSIC, 2005.

[13]Couderc Jph, morlet D, Rubel P, "Analyse de l'électrocardiogramme à haute résolution en vue du pronostic des TV et des morts subites. Mise en œuvre de méthodes tempséchelle et temps-fréquence ".INSERM, Deuxième colloque régional Rhône –Alpes Auvergne Bourgogne, Lyon(France) ,16-17 septembre 2000.

[14]J. R. Hampton, L'ECG facile, 4 ieme édiation, EDISEM 1993.

[15] F. Portet, *Pilotage d'algorithmes pour la reconnaissance en ligne d'arythmies cardiaques*, Thèse de doctorat àuniversité de Renne, 2005.

[16] Algra A, JG Tijssen, JR Roelandt, J Pool and J Lubsen (1993), "QT intervalVariables from 24 hour electrocardiography and the two year risk of sudden death",Br Heart J, 70(1):43-8.

[17] Z. Zidelmal épouse Amirou, *Reconnaissance d'arythmies cardiaques par Support VectorMachines (SVMs)*, Thèse doctorat à l'université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, 2012.

[18] S.A.TAOULI, Analyse de la Variabilité de L'intervalle QT et de sa Corrélation avec le Rythme Cardiaque du Signal Electrocardiogramme ECG, Thèse doctoratà l'université de Tlemcen, 2012.

[19] S. BOUKHOBZA, *DEBRUITAGE DU SIGNAL ELECTROCARDIOGRAMME (ECG) PAR LES OPERATEURS MORPHOLOGIES*, Thèse doctoratà l'université de Tlemcen, 2012.

[20]G.B. Moody ET R.G. Mark: The impact of the mit-bih arrhythmia database. IEEE Eng in Med and Biol, 2001.

[21] Z.E. HADJ SLIMANE, ANALYSE ET SYNTHESE DE METHODES DE DETECTION DU COMPLEXE QRS DU SIGNAL ELECTROCARDIOGRAMME, Thèse doctoratà l'université de Tlemcen, 2006.

[22]O. Govrin, D. Sadeh, S. Akselrod, and S. Abboud, Cross correlation technique for Arrhythmia detection using PR and PP intervals, Comp., Biomed, Res., 18, pp. 37-45, 1985.

[23]N. Marinovic and G. Eichmann, "Feature extraction and pattern classification in space-spatial frequency domain", In: P. of SPIE, Ed., *SPIE* Intelligent Robots andComputer Vision, pp. 19-25, Septembre 1985.

[24]L. White and B. Boashash, "Cross Spectral Analysis of No stationaryProcesses.IEEE Trans. Inf. Theory, 36(4), pp.830-835, Juillet 1990.

[25] L. P. Flandrin, Temps-fréquence, Edition Hes, collection traitement du signal, 1998.

 [26] D. Camille, Contribution à l'intégration sur silicium de la transformée en ondelettes
Application au traitement d'images, Thèse doctorat àl'université Montpellier II, pp.16-17-21,2000

[27]M. Portnoff, "Time-frequency representation of digital signals and systems based on short-time Fourier analysis".IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 28(1), 1980.

[28] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim, and J.M. Poggi. *Les ondelettes et leurs applications*, Edition Hermès Science, Paris, 2003.

[29] S. Mallat, *Une exploration des signaux en ondelettes*, Editions de l'Ecole Polytechnique, Ellipses édition, Paris, 2000.

[30] Charles C, "Some wavelet applications to signal and image processing". PhDThesis, FUNDP, 2003.

[31]F.ABDELLICHE, Contribution au diagnostic des signaux électrocardiographiques en utilisant les concepts des fractales, Thèse doctoratà l'université Mentouri Constantine, 2011.

[32] A. Bouzida, O. Touhami, R. Abdelli, "Application de la technique des ondelettes au diagnosticDe défauts de la machine asynchrone à rotor à cage", Revue des Energies Renouvelables Vol. 17 N°4, pp549 – 557, 30 Décembre 2014.

[33]X. MILISEN, Dr Ir V. LENAERTS, "Comparaison de différentes méthodes de détection de défauts dans les roulements".Revue Scientifique des ISILF, n°20, pp.158-160, 2006.

[34] M. Brahim, *Analyse du Signal de Parole par Les Ondelettes Application Aux Mots Isolés*, Thèse de doctorat a université de Batna, pp 17-18, 2009.

[35] Mme Souad Meziane Tani, *Indexation et Recherche d'image médicale à partir de la transformée en ondelette : Applications aux images rétiniennes*, Thèse de doctoratà l'université de Tlemcen, 2016.

[36] S.Bensegueni, *Développement de techniques utilisant les ondelettes pour l'analyse, la classification et le traitement du signal ECG*, Thèse de doctoratà l'université des Frères Mentouri, Constantine, 2016.

[37] Y. BENTALEB, Analyse par ondelettes des signaux sismiques : Applications aux ondes de surface, Thèse de doctorat a université Mohamed V – AGDAL, Faculté des sciences Rabat, 2007.

[38] F. MEZIANI, analyse du degré de sévérité pathologique des signaux phono cardiogrammes (PCGs) par application des transformées d'ondelettes, Thèse doctorat à l'université de Tlemcen, 2013.

[39] A. KORBA Mohamed Cherif, *Reconnaissance Automatique de la Parole par les HMM en Milieu Bruité : Contribution par paramétrisation acoustique robuste*, Thèse doctoratà l'université de Badji Mokhtar-Annaba, 2009.

[40] D. A. Coast, R. M. Stern, G. G. Cano, S. A. Briller, "An approach to cardiac arrhythmia analysis using hidden Markov models, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 826–836, 1990.

[41] Z-E. BAARIR, A. OUAFI, "ETUDE DE LA TRANSFORMEE EN ONDELETTES DANS LA COMPRESSION D'IMAGES FIXES", Courrier du Savoir – N°05, pp.69-74, Juin 2004

[42]Senhadji.L, Carrault.G, and Bellanger.J.-J ETPassariello.G. (1995), "Comparing wavelet transforms for recognizing cardiac patterns". IEEE Engineering in Medicine and Biology, pages 167-173.

[43] Sahambi J. S, Tandon S. M and Bhatt R. K. P, 1997a," Using wavelet transforms for ECG characterization: an on-line digital signal processing system". IEEE Eng. Med. Biol. 16 77–83.

[44] Sahambi J. S, Tandon S. M and Bhatt R. K. P, 1997b, "Quantitative analysis of errors due to power-line interference and base-line drift in detection of onsets and offsets in ECG using wavelets" Med. Biol. Eng. Comput. 35 747–51.

[45] Park K. L, Khil M. J, Lee B. C, Jeong K. S, Lee K. J and Yoon H. R, 2001, "Design of a wavelet interpolation filter for enhancement of the ST-segment", *Med. Biol. Eng. Comput.* **39** 1–6

[46] Leman H and Marque C 2000 "Rejection of the maternal electrocardiogram in the electrohysterogram signal".*IEEE Trans. Biomed. Eng.* **47** 1010–7