



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE



Université Akli Mohand Oulhadj - Bouira –

Faculté des sciences et sciences appliquées

Département de génie électrique

Mémoire de fin d'études en vue de

L'obtention du diplôme :

MASTER ACADIMIQUE

Domaine : Science et Technologie

Filière : Génie biomédical

Spécialité : instrumentation biomédicale

Thème

Détection de complexe QRS et classification des arythmies en utilisant la technique de séparateur à vaste marge (SVM).

Présenté par :
BELGACEM Asma
SELLAMI Hanane

Devant le jury composé de :
Président : Dr. Saida MADI
Encadreur : Dr. H.A. BENGHENIA
Examineurs : Dr. Amir BENZAOUI

2017/2018

Table des matières

Liste des Figures	I
Liste des tableaux	II
Table des notations	III
Introduction générale	IV

CHAPITRE I : Généralité sur le système cardiovasculaire et l'électrocardiogramme

I.1 Introduction	2
I.2 Le système cardio-vasculaire.....	2
I.2.1 Le cœur.....	2
I.2.2 La circulation sanguine.....	3
I.2.3 Cycle cardiaque.....	4
I.3 L'origine physiologique du signal électrique cardiaque.....	5
I.4 L'Electrocardiogramme (ECG).....	5
I.4.1 Les dérivations.....	5
I.5 Ondes et Intervalles de L'ECG.....	8
I.6 Les pathologies cardiaques.....	10
I.6.1 Rythme sinusal.....	10
I.6.2 Les arythmies cardiaques.....	11
I.6.2.1 Extrasystole auriculaire (APC).....	11
I.6.2.2 Extrasystole ventriculaire (PVC).....	11
I.7 Conclusion.....	12

CHAPITRE II : Les ondelettes

II.1 Introduction.....	13
II.2 Les méthodes d'analyse et de traitement du signal.....	13

II.2.1 La Transformée de Fourier (TF).....	13
II.2.2 Transformée de Fourier Fenêtré (STFT).....	14
II.3 La transformée en ondelettes (WT).....	15
II.3.1 Qu'est-ce que c'est une ondelette ?.....	15
II. 3.2 Transformée en ondelettes	17
II.3.3 Avantages de la transformée en ondelettes par rapport à la transformée de Fourier.....	17
II.3.4 Propriétés des ondelettes.....	17
II.3.5 Les familles de la transformée en ondelettes.....	19
II.3.6 Les types d'ondelettes	21
II.3.7 La transformée en ondelette continue.....	22
II.3.7.1 Reconstruction.....	23
II.3.8 La transformée en ondelette discrète.....	23
II.3.9 Ondelette dyadique	25
II.4 Coefficients de la TOD	25
II.5 Etat de l'art sur les applications des ondelettes en ECG	25
II.6 Domaine d'application de la transformée en ondelette.....	26
II.7 Méthodes de détection des complexes QRS	27
II.7.1 Méthodes basées sur la dérivée première.....	26
II.7.2 La méthode de Pan et Tompkins pour la détection du complexe QRS.....	27
II.7.2.1 Présentation de la méthode.....	28
II.7.2.2 Limites de la méthode.....	29
II.7.3 Méthode de Dubois.....	30
II.7.3.1 Présentation de la méthode.....	31
II.7.3.1.a Filtrage passe bande.....	31

II.7.3.1.b Dérivation.....	31
II.7.3.1.c Transformation non linéaire.....	32
II.7.3.1.d Intégration.....	32
II.7.3.1.e Filtrage passe bas.....	32
II.7.3.1.f Seuillage adaptatif.....	32
II.8 Base de données MIT-BIH.....	33
II.8.1 Description.....	33
II.8.2 Fichiers de la base MIT-BIH	33
II.9 Les différents cas pathologiques traités dans la base de données MIT-BIH sont.....	34
II.10 Conclusion.....	34
 Chapitre III : Traitement du signal ECG et étude de la corrélation RR/QRS	
III.1 Introduction.....	35
III.2 Détection du complexe QRS.....	35
III.2.1 Principe de l’algorithme de détection des complexe QRS	35
III.2.1.1 Principe de l’algorithme implémenté.....	35
III.3 Définition de la corrélation.....	40
III.3.1 Corrélation entre le rythme RR et l’intervalle QT.....	41
III.3.2 Étude comparative.....	43
III.4 Conclusion	44
 Chapitre IV : Classification des battements cardiaques par SVM	
IV.1 Introduction.....	46
IV.2 Principe de la technique SVM.....	46
IV.3 Application des SVM à la classification binaire.....	46
IV.3.1 Définition.....	46
IV.4 SVM Principe de fonctionnement général.....	47

IV.5 Pourquoi maximiser la marge?.....	48
IV.6 Linéarité et non linéarité.....	49
IV.7 SVM pour le cas multi classes.....	50
IV.8 Avantages et inconvénients.....	50
IV.9 Les domaines d'applications.....	51
IV.10 Résultat obtenus et discussion	51
IV.11 Conclusion.....	52
Conclusion générale.....	53
Bibliographie	

Table des Figures

Figure I.1 Schéma général du cœur.....	3
Figure I.2 La circulation sanguine.....	4
Figure I.3 Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires desmembres.....	7
Figure I.4 Dérivations unipolaires.....	7
Figure I.5 Dérivations thoraciques.....	8
Figure I.6 Tracé ECG.....	8
Figure I.7 Rythme sinusal.....	10
Figure I.8 Extrasystole auriculaire, le deuxième complexe est le sixième sont survenus prématurément, si en plus de l'aspect prématuré de l'onde P il y'a absence du complexe QRS alors l'extrasystole auriculaire est dite bloquée.....	11
Figure I.9 extrasystole ventriculaire caractérisé par l'absence de l'onde P, des complexe QRS large et une onde T inversée	12
Figure II.1. La Transformée de Fourier.....	13
Figure II.2. La Transformée de Fourier fenêtrée.....	14
Figure II. 3. La Différence entre une onde sinusoïdale et une ondelette.....	16
Figure II. 4. La Transformée en ondelettes.....	16
Figure II. 5. Le Pavage de l'espace-temps-fréquence pour la STFT et la WT.....	17
Figure II. 6. Quelques familles d'ondelettes.....	19
Figure II. 7. Principe d'ondelettes en paquets.....	21
Figure II.8: Algorithme de pan et Tompkins.....	27
Figure II.9 : (a) Signal ECG original (b) Filtrage passe-bande (c) Dérivation (d) Transformation non linéaire (e) Intégration.....	28
Figure II.10: Dans le cas de l'enregistrement 108, le taux d'erreur est élevé, car l'amplitude des ondes P est comparable à celle des complexes.....	30

Figure II.11: Dans l'enregistrement 222, L'onde P est aussi importante en amplitude que le complexe QRS.....	30
Figure II.12: (a) Signal ECG (b) Filtrage passe bande (c) Dérivation (d) Transformation non linéaire (e) Intégration (f) Filtrage passe bas.....	31
Figure III.1. Schéma bloc du principe adopté dans l'algorithme de la détection du complexe QRS.....	36
Figure III.2. L'ondelette 'db4'.....	37
Figure III.3 Signal ECG filtré du patient	37
Figure III.4 Les huit détails de décomposition du signal ECG du patient.....	37
Figure III.5 Sa reconstruction a partir des détails D3-D6.....	38
Figure III.6 Détection des pics R.....	39
Figure III.7 Détection de l'onde Q (a) et de l'onde S (b).....	40
Figure III.8 Corrélacion entre « RR » ET « QT », (MIT230).....	42
Figure III.9 Corrélacion entre « RR » ET « QRS », (MIT209).....	42
Figure III.10 Corrélacion entre « RR » ET « QRS », (MIT119).....	43
Figure IV.1 séparation de deux ensembles de points par un Hyperplan H.....	46
Figure IV.2 Vecteurs de support.....	47
Figure IV.3 Hyperplan optimal, marge et vecteurs de support.....	48
Figure IV.4 Maximisation de la marge.....	49
Figure IV.5 Linéarité et non linéarité.....	49
Figure IV.6 Transformation de l'espace de représentation et l'hyperplan séparateur dans le cas non linéairement séparables.....	50

Liste des tableaux

Tableau II.1 Liste de famille d'ondelette.....	20
Tableau II.2 Principales propriétés des familles d'ondelettes.....	20
Tableau III.1 analyse temporelle de la corrélacion RR/QRS.....	44
Tableau IV.1 Résultats de Classification par SVM du réseau d'ondelette pour les différents types de battements cardiaques.....	52

Table des notations

APC : Les contractions auriculaires prématurées (Atrial premature Contraction)

aVF : Dérivation augmentée de la jambe

aVL : Dérivation augmentée bras gauche

aVR : Dérivation augmentée du bras droit

ECG : Electrocardiogramme

ESA : Une extrasystole auriculaire

ESV : Extrasystole ventriculaire

Max : la valeur maximale

Min : la valeur minimale

MIT/BIH: Massachusetts Institute of Technology/ Beth Israel Hospital

PVC : Les contractions ventriculaires prématurées (Premature Ventricular Contraction)

QRS : durée du complexe QRS

RMS : la valeur moyenne du racine carré

SD : la déviation standard

SVM : Support Vector Machine

STFT : la transformée de Fourier Fenêtré

TOC : Transformé en ondelette continue

TOD : Transformé en ondelette discrète

TF : La Transformée de Fourier (TF)

WT : La transformée en ondelettes

Introduction Générale

Introduction générale

En dépit des progrès récents, les maladies cardio-vasculaires sont encore responsables de la moitié des décès aux Etats-Unis et dans les pays occidentaux. Ainsi, le diagnostic et le traitement de ces affections restent encore une des préoccupations les plus importantes des médecins.

L'électrocardiogramme (ECG) regroupe trois paramètres importants P, QRS, T qui caractérisent l'activité cardiaque, et un quatrième paramètre d'importance non encore identifié l'onde U.

Parmi les ondes caractéristiques du signal ECG : le complexe QRS. Ce complexe représente le phénomène de dépolarisation des ventricules cardiaques. Une classification battement par battement et automatiquement de ce complexe QRS, est très importante dans le diagnostic des cas pathologiques cardiaques. Cependant une telle classification n'est possible que par une bonne détection du complexe QRS.

Le deuxième chapitre est dédiée à la présentation des principes mathématiques des transformées en ondelettes continue et discrète et leurs propriétés les plus connues en privilégiant les aspects liés au traitement du signal. Le calcul des coefficients de détail et d'approximations dans la décomposition en ondelettes ainsi qu'un état de l'art sur l'application des ondelettes pour l'analyse du signal électrocardiogramme sont brièvement présentés.

Ainsi, nous allons développer plusieurs algorithmes capables de détecter pour chaque battement cardiaque les complexes QRS et de les caractériser par leurs emplacements temporels, leurs largeurs et leurs amplitudes. L'interprétation de ces paramètres en corrélation avec des structures de fonctionnement cardiaques normales.

Les différents algorithmes présentés dans le cadre de ce mémoire ont été testés sur les différents enregistrements de la base de données universelle MIT-BIH.

Chapitre I
Généralités Sur Le Système
Cardiovasculaire
Et de
L'électrocardiogramme

I.1 Introduction

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

Cette présentation se limite principalement aux différents paramètres décrivant le signal électrocardiogramme ECG en vue d'une meilleure compréhension du travail présenté dans ce mémoire. Les lecteurs intéressés par une approche médicale profonde pourront consulter les nombreux ouvrages médicaux disponibles sur le sujet [1] [2].

Le chapitre est terminé par une brève description de pathologies cardiaques exploitées dans ce travail.

I.2 Le système cardio-vasculaire

Le système cardio-vasculaire appelé aussi système circulatoire assure la circulation du sang d'une manière continue dans l'organisme. Il permet ainsi d'alimenter les tissus cellulaires en oxygène et en nutriments et d'évacuer les déchets vers les reins et le dioxyde de carbone vers les poumons. Ce système est composé d'un organe pompe, le cœur, et d'un réseau continu et fermé de conduits qui permettent le transport du sang, le système vasculaire (les veines et les artères) [3].

I.2.1 Le cœur

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

Le cœur se situe dans le médiastin, c'est la partie médiane de la cage thoracique délimitée par les deux poumons, le sternum et la colonne vertébrale. Il se trouve un peu à gauche du centre du thorax. Le cœur pèse environ 300 grammes chez l'homme adulte, 250 grammes chez la femme. Il est capable de propulser, au repos, 4 à 5 litres de sang par minute [3].

Le cœur est considéré comme une pompe musculaire subdivisée en quatre cavités : deux oreillettes et deux ventricules [3] Figure (I.1), permettant de propulser le sang vers toutes les cellules du corps humain. Les paires oreillette-ventricule droite et gauche constituent respectivement les cœurs droit et gauche.

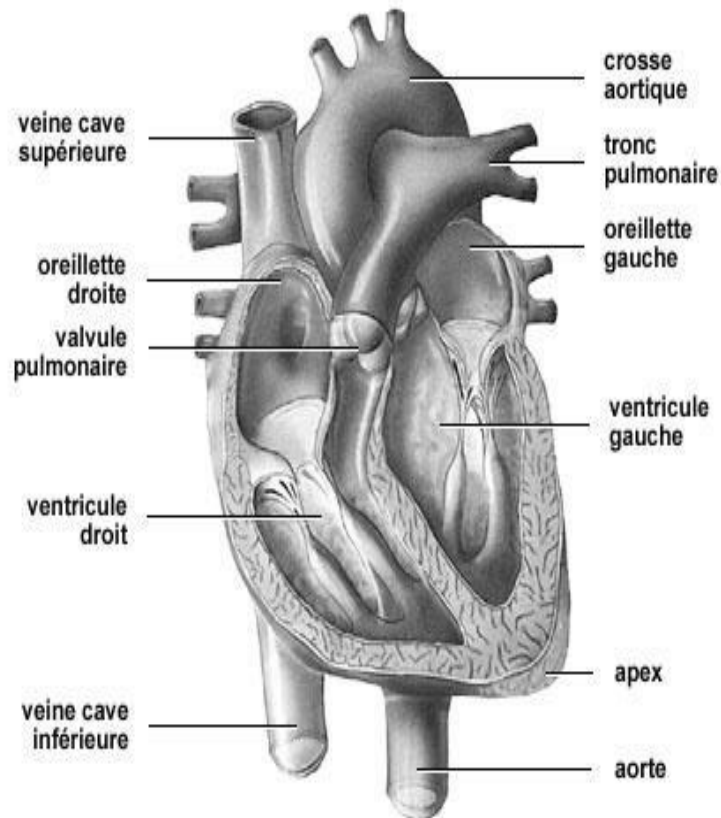


Figure I.1 : Schéma général du cœur [12].

I.2.2 La circulation sanguine

L'oreillette droite récupère le sang pauvre en oxygène des veines caves supérieure et inférieure, et le propulse après contraction vers le ventricule droit. Cette phase est la systole auriculaire. Cette phase systolique est suivie d'une autre diastolique, permettant d'envoyer le sang dans les poumons à travers les artères pulmonaires. Le dioxyde de carbone véhiculé par ce sang sera évacué par les poumons vers l'extérieur du corps, et par la suite sera rechargé en oxygène. Le sang revient ensuite au cœur dans l'oreillette gauche, puis passe dans le ventricule gauche là où il est envoyé vers les organes dans le réseau artériel à travers l'aorte [2]. L'ensemble de ces étapes forme la circulation sanguine illustrée sur la figure (I.2).

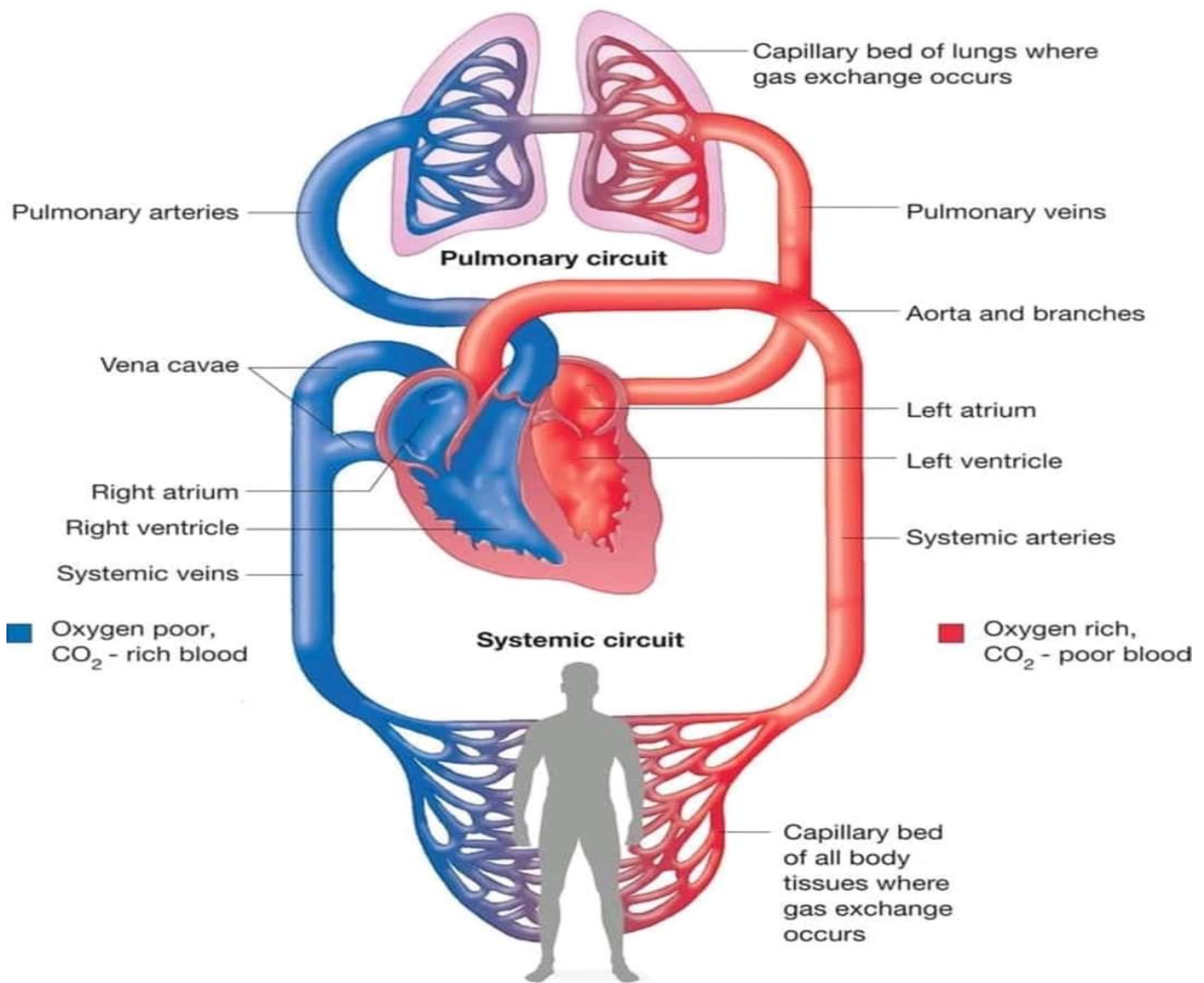


Figure I.2 : La circulation sanguine [2].

I.2. 3 Cycle cardiaque

Chaque battement du cœur entraîne une séquence d'événements mécaniques et électriques Collectivement appelés cycle cardiaque. Celui-ci consiste en trois étapes majeures : la systole auriculaire, la systole ventriculaire et la diastole.

Dans la systole auriculaire, les oreillettes se contractent et projettent le sang vers les ventricules. Une fois le sang expulsé des oreillettes, les valvules auriculo-ventriculaires entre les oreillettes et les ventricules se ferment. Ceci évite un reflux du sang vers les oreillettes.

La systole ventriculaire implique la contraction des ventricules expulsant le sang vers le système circulatoire. Une fois le sang expulsé, les deux valvules, pulmonaires à droite et aortique gauche se ferment [4].

Enfin, la diastole est la relaxation de toutes les parties du cœur, permettant le remplissage passif des ventricules et l'arrivée de nouveau sang.

Les phases de contraction harmonieuses des oreillettes et des ventricules sont commandées par la propagation d'une impulsion électrique. Lorsque la fréquence cardiaque change, la diastole raccourcie ou rallongée tandis que la durée de la systole reste relativement stable [4].

I.3 L'origine physiologique du signal électrique cardiaque

Les potentiels électriques prennent leur origine dans les fibres du muscle cardiaque et la propagation de l'excitation dans les différentes parties du cœur peuvent être étudiées non seulement par la mesure des potentiels électriques des cellules ou la mesure des potentiels électriques à la surface du cœur, mais aussi par l'enregistrement de l'activité cardiaque au niveau de la peau.

En effet, avec le développement de différence de potentiel entre les zones excitées et non excitées du cœur, les forces électriques différentielles se propagent dans le corps entier. Des tracés reflétant les oscillations de ces potentiels peuvent donc être enregistrés en appliquant des électrodes certains points du corps. En modèle simplifié, le cœur qui est la source des signaux est un générateur représenté par un dipôle électrique localisé dans le thorax [5].

I.4 L'Electrocardiogramme (ECG)

Le terme électrocardiogramme (ECG) désigne en général les techniques permettant de visualiser les différences de potentiel qui résultent de l'excitation du cœur. Ces potentiels naissent à la limite entre les zones excitées et celles non excitées du myocarde et sont mesurés entre deux points de la surface du corps. Une fibre cardiaque en cours de dépolarisation peut être assimilée à un dipôle électrique. A un instant donné le front de l'onde d'activation formé par l'ensemble des dipôles élémentaires crée un champ électrique qui est fonction des moments dipolaires.

L'enregistrement de l'évolution temporelle du champ électrique résultant, effectué au moyen d'électrodes cutanées, est nommé l'électrocardiogramme de surface et appelé simplement ECG [6] [7].

I.4.1 Les dérivations

Généralement les appareils électrocardiographiques peuvent enregistrer plusieurs différences de potentiel en même temps, selon l'emplacement et le nombre d'électrodes réparties sur le thorax et les membres. Chaque mesure de ces potentiels correspond à une dérivation de l'ECG.

Un système de dérivations consiste en un ensemble cohérent de dérivations, chacune étant définie par la disposition des électrodes sur le corps du patient. L'emplacement des électrodes est choisi de façon à explorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque.

Si on mesure le vecteur cardiaque dans une seule direction, on ne sera pas en mesure de le caractériser entièrement. Il est donc important d'avoir un standard de positionnement des électrodes (dérivations) pour l'évaluation clinique du signal ECG. En pratique, douze dérivations sont utilisées dans les plans frontal et transversal pour explorer l'activité électrique du cœur. On distingue :

➤ **Trois dérivations bipolaires (ou dérivations standard) :**

Elles ont été déterminées par Einthoven (Einthoven, 1906) et ils sont appelées bipolaires car le potentiel est mesuré entre deux électrodes. Elles sont obtenues à partir des potentiels du DI, DII, DIII obtenues par permutation des électrodes placées sur le bras droit, le bras gauche et la jambe gauche de la manière suivante :

- $DI = VL - VR$
- $DII = VF - VR$
- $DIII = VF - VL$

Où VR correspond au potentiel au bras droit, VL correspond au potentiel au bras gauche et VF correspond au potentiel dans la jambe gauche. La jambe droite est reliée à la masse. Les vecteurs obtenus forment alors un triangle équilatéral appelé triangle d'Einthoven comme donné sur la Figure (I.3).

➤ **Trois dérivations unipolaires a VR, a VL, a VF :**

Les dérivations unipolaires des membres permettent d'étudier l'activité électrique du cœur sur le plan frontal. Elles ont été déterminées par Wilson (Wilson et al, 1934). Ces dérivations permettent de mesurer la tension entre un point de référence et le bras droit, le bras gauche et la jambe gauche respectivement. Le point de référence est réalisé par la moyenne des signaux qui apparaissent sur les deux autres membres qui ne sont pas en observation. A cet effet, on utilise des résistances de valeur élevée, supérieure à $5M\Omega$. La Figure (I.4) montre les dérivations unipolaires.

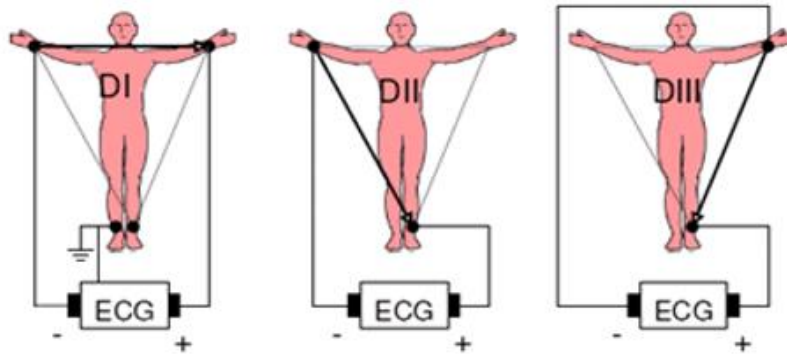


Figure I.3 : Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres [7].

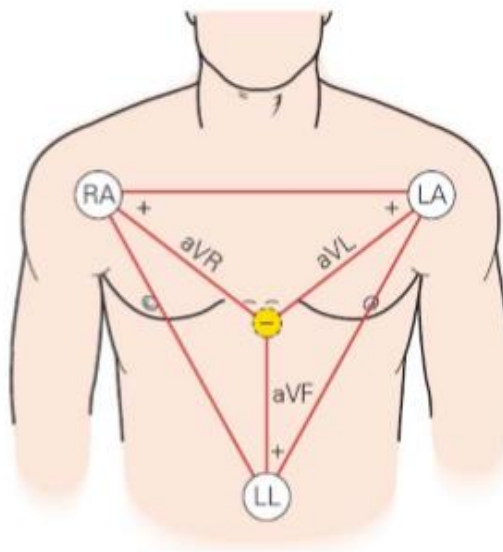


Figure I.4 : Dérivations unipolaires [7].

➤ Six dérivations précordiales

Ce sont des dérivations unipolaires mises au point par Wilson (Wilson et al, 1944). Elles sont posées sur le thorax et sont désignées par la lettre V suivie du numéro de leur emplacement. Le potentiel de l'électrode exploratrice est pris par rapport à la moyenne des potentiels VL, VR et VF. Six points, définis par Wilson, permettent d'obtenir les dérivations V1 à V6. Leur emplacement est représenté sur la Figure (I.5) [8].

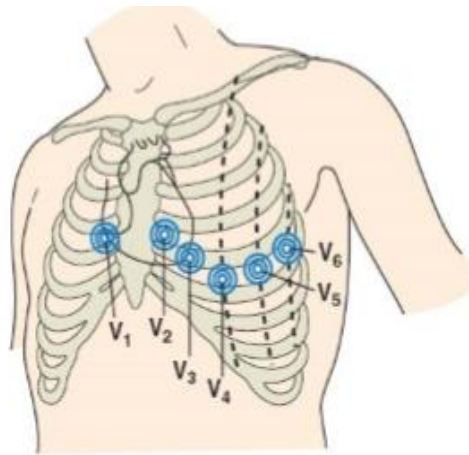


Figure I.5 : Dérivations thoraciques [8].

I.5 Ondes et Intervalles de L'ECG

Le processus de dépolarisation et de repolarisation des structures myocardiques se présente dans l'ECG comme une séquence de déflexions ou ondes superposées à une ligne de potentiel zéro, appelée ligne isoélectrique ou ligne de base. Ces déflexions sont dites positives si elles sont situées au-dessus de la ligne isoélectrique sinon elles sont dites négatives. Pour chaque battement cardiaque l'ECG enregistre principalement trois ondes successives [8,7] comme montré sur la Figure (I.6).

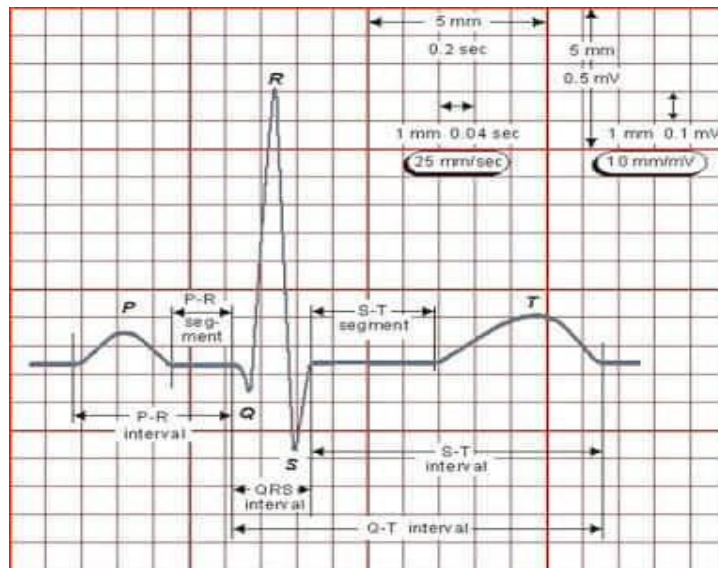


Figure I.6 : Tracé ECG [8].

➤ L'onde P

Elle représente la dépolarisation auriculaire. Cette onde peut être positive ou négative avec une durée de l'ordre de 90 ms. Généralement son observation est difficile, spécialement dans des

conditions bruitées. Il faut noter que la repolarisation auriculaire n'est pas visible sur l'ECG car elle coïncide avec le complexe QRS d'amplitude plus importante [8].

➤ **Le complexe QRS**

Il correspond à la dépolarisation ventriculaire précédant l'effet mécanique de contraction et il possède la plus grande amplitude de l'ECG. Il est constitué de trois ondes consécutives : l'onde Q qui est négative, l'onde R qui est positive dans un ECG normal et l'onde S qui est négative. Sa durée normale est comprise entre 85 et 95 ms [8].

➤ **L'onde T**

Elle correspond à la repolarisation des ventricules, qui peut être négative, positive ou biphasique et qui a normalement une amplitude plus faible que le complexe QRS. Bien que la dépolarisation et la repolarisation des ventricules soient des événements opposés, l'onde T est normalement du même signe que l'onde R, ce qui indique que la dépolarisation et la repolarisation ne sont pas symétriques. L'ECG est aussi caractérisé par plusieurs intervalles comme on peut voir sur la Figure (I.6) [8]:

➤ **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 [8].

➤ **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 [8].

➤ **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 [8].

➤ L'intervalle QT

Il représente la durée entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T. Cet intervalle reflète 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 [8].

I.6 Les pathologies cardiaques

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

Parmi les maladies les plus rencontrées, ceux qui affectent le rythme cardiaque et qui sont appelées les arythmies cardiaques. Mais avant de parler des arythmies, il est intéressant de connaître les caractéristiques du rythme normale appelé aussi rythme sinusal [9].

I.6.1 Rythme sinusal

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

Le rythme sinusal est caractérisé par un rythme cardiaque régulier, normalement compris entre 60 et 80 / minute chez l'adulte au repos. Il se caractérise sur l'ECG par une succession d'ondes P, suivie de ventriculogramme (activité ventriculaire (le complexe QRS et l'onde T)). Comme illustré dans la figure (I.7).

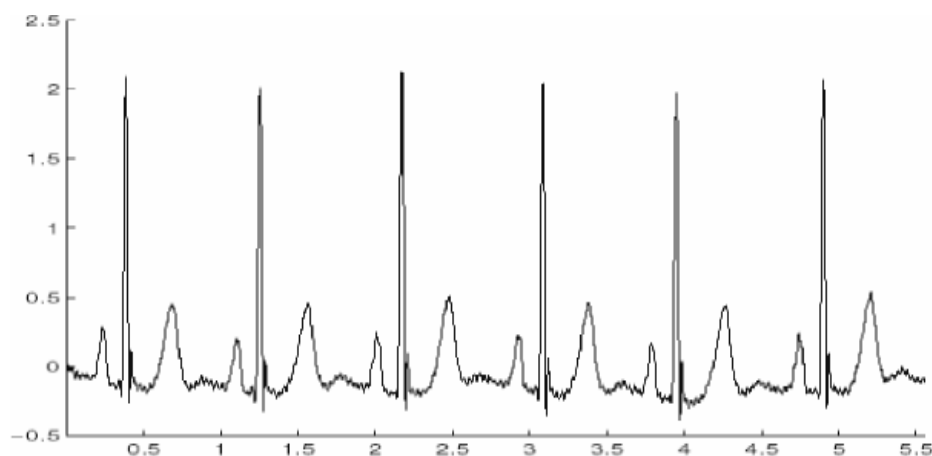


Figure I.7 : Rythme sinusal [9].

I.6.2 Les arythmies cardiaques

Pour un sujet normal, chaque battement du cœur propulsant le sang dans les artères (la phase systolique) est déclenché par une impulsion électrique. Cette excitation est générée par un groupe de cellules cardiaques de nature différente, appelé le nœud sinusal, situé dans l'oreillette droite.

L'arythmie survient lorsque l'excitation électrique naît ailleurs que dans le nœud sinusal, dans le noeudatrio-ventriculaire ou les ventricules par exemple, ou que l'impulsion électrique ne suit plus les chemins de propagation normales [9].

Qu'est-ce que c'est L'extrasystole ?

L'extrasystole est un battement cardiaque prématuré ou un surplus qui est ressenti comme un battement erratique ou manquant, comme si le coeur sautait un tour. C'est l'arythmie la plus fréquente. Nombreuses sont les personnes qui ont des extrasystoles et qu'elles ne perçoivent même pas. Si celles-ci ne s'accompagnent pas d'autres symptômes, ce qui constitue la majorité des cas, cette anomalie est bénigne et peut se produire dans un coeur sain. Il arrive parfois que l'extrasystole s'accompagne d'un bref étourdissement, mais c'est sans gravité [10].

I.6.2.1 Extrasystole auriculaire

Une extrasystole auriculaire (ESA) est une contraction prématurée des oreillettes, phénomène dû à la présence d'un ou plusieurs foyers ectopique causés par la dépolarisation spontanée d'un groupe de cellules auriculaires agissant tel un pacemaker de réserve. Sur ECG ce phénomène du trouble du rythme sinusal se traduit par une onde P prématurée, suivi en général d'une dépolarisation ventriculaire voir figure (I.8) mais peut être isolée car l'influx s'il atteint le nœud AV d'une manière précoce il peut ne pas le franchir [10].



Figure I.8 : Extrasystole auriculaire [10].

Le deuxième complexe est le sixième sont survenus prématurément, si en plus de l'aspect prématuré de l'onde P il y'a absence du complexe QRS alors l'extrasystole auriculaire est dite bloquée [10].

I.6.2.2 Extrasystole ventriculaire

Lorsque le foyer ectopique se manifeste au niveau de ventricule, l'arythmie est dite extrasystole ventriculaire (ESV). Sur ECG ceci se traduit par l'absence de l'onde P, des complexes

QRS large et une onde T inversée voir figure (I.9). Les extrasystoles ventriculaires sont pathologiques si leur nombre dépasse les 6.



Figure I.9 : extrasystole ventriculaire [11].

Caractérisé par l'absence de l'onde P, des complexe QRS large et une onde T inversée [11].

I.7 Conclusion

Malgré une forte évolution technologique dans le domaine de l'instrumentation médicale, l'électrocardiographie reste un examen indispensable en cardiologie depuis de longues années.

Cette technique permet de faire un monitoring de l'activité électrique du myocarde depuis l'extérieur du corps. Ceci est achevé par l'utilisation des électrodes collées à la surface de la peau pour récupérer un signal sous forme électrique appelé signal électrocardiogramme ECG.

L'étude menée dans ce premier chapitre sur l'anatomie cardiaque ainsi que les propriétés électro physiologiques des cellules cardiaques ont permis de mieux comprendre la nature et l'origine de ce signal ECG ensuite un aperçu sur les arythmies cardiaques .

Le chapitre suivant présente une technique très utilisée dans le domaine du traitement de signal qui est la transformée de ondelettes.

Cette technique est très appliquée sur les signaux électro physiologiques vu leur caractéristiques statistiques aléatoires.

Chapitre II
Les Ondelettes

II.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 1940 grâce au physicien Denis Gabor. [13]

La transformée en ondelette est un outil d'analyse puissant et complexe. Leur application en imagerie médicale date de 1992. Ils ont démontré leur force dans plusieurs domaines d'application tels que : Le débruitage, l'indexation, la compression, le codage....etc. La transformée en ondelettes remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par une famille de translations et dilatations d'une même fonction, l'ondelette [13].

Les paramètres de translation et de dilatation permettent de localiser l'information dans un signal en la représentant à différents niveaux de détails allant d'une approximation grossière et globale à des représentations plus précises et plus localisées [14][15].

Ce chapitre s'achève par la présentation de la base de donnée MIT-BIH sur laquelle s'appuiera l'ensemble de nos tests.

II.2 Les méthodes d'analyse et de traitement du signal

Les méthodes d'analyse et de traitement du signal ont connu une évolution qui a commencé par l'analyse de Fourier à la plus récente méthode, la théorie des ondelettes passant par l'analyse de Fourier fenêtrée [16].

II.2.1 La Transformée de Fourier (TF)

La transformée de Fourier est un outil qui sert à mesurer la fréquence d'un signal. Son principe repose sur le fait que toute fonction périodique et non 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 [16].



Figure II.1 : La Transformée de Fourier [16].

La définition de la TF est donnée par la formule suivante [16] :

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

Cependant, l'analyse de Fourier, de par sa nature, montre assez vite ses limitations : son calcul nécessite la connaissance de toute l'histoire temporelle du signal. De plus, dans une transformée de Fourier, l'information sur le temps est présente (la transformée inverse est donc possible), mais elle est cachée dans les phases : elle est en pratique impossible à extraire. On en est donc réduit à étudier un signal soit en fonction du temps, soit en fonction des fréquences qu'il contient, sans possibilité de conjuguer les deux analyses. La définition de la TF inverse est donnée par la formule suivante [16] :

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

II.2.2 Transformée de Fourier Fenêtré (STFT)

Pour pallier le manque d'information sur le temps dans la transformée de Fourier, une nouvelle méthode d'analyse est donc introduite : elle utilise une « Fenêtre glissante ». Cette méthode, pouvant être adaptée aux signaux non-stationnaires, est très proche de l'analyse spectrale: on définit une fenêtre qui sera utilisée comme masque sur le signal, et dans laquelle on considère que le signal est localement stationnaire, puis on décale cette fenêtre le long du signal afin de l'analyser entièrement [16].



Figure II.2 : La Transformée de Fourier fenêtrée [16].

La transformée de Fourier fenêtrée remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par le produit d'une sinusoïde et d'une fenêtre localisée en temps. [16]

La définition de la STFT est donnée par la formule suivante : [16]

$$STFT_{(s,f)} = \int_t [x(t).g^*(t-s)].e^{-j2\pi ft} dt \tag{II.3}$$

Où :

- $x(t)$ étant le signal lui-même
- $g(t)$ est la fonction fenêtre et g^* son complexe conjugué.
- f représente la fréquence.
- s représente l'échelle.

Comme l'indique l'équation, la STFT du signal n'est autre que la TF du signal multiplié par la fonction fenêtre. Pour chaque valeur de f et de s , on calcule un nouveau coefficient de la STFT. On constate que la fenêtre g est indépendante de l'échelle s , ce qui signifie que l'enveloppe de la fenêtre glissante sera constante : on aura donc une résolution fixe sur toute la durée du signal [16].

Ainsi, l'étude d'un signal avec la STFT 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 [16] :

- 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. 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 [16]

II.3 La transformée en ondelettes (WT)

II.3.1 Qu'est-ce que c'est une ondelette ?

Une ondelette est une forme d'onde qui à une valeur moyenne zéro et une durée limitée. En regardant des images des ondelettes et des ondes sinusoïdales, on voit intuitivement que des signaux avec les changements pointus pourraient mieux être analysés avec une ondelette irrégulière qu'avec une sinusoïde douce [17].

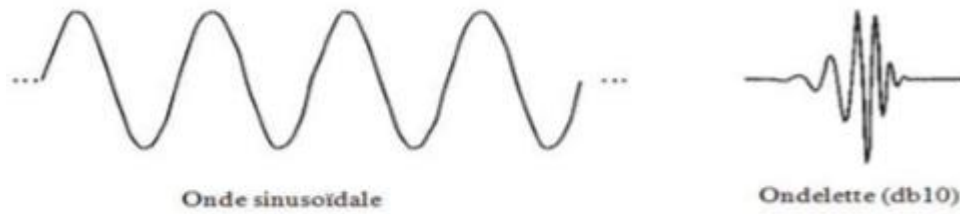


Figure II.3 : La Différence entre une onde sinusoïdale et une ondelette [17]

La transformée en ondelettes est un outil mathématique qui décompose un signal en fréquences en conservant une localisation spatiale. Le signal de départ est projeté sur un ensemble de fonctions de base qui varient en fréquence et en espace. Ces fonctions de base s'adaptent aux fréquences du signal à analyser. Cette transformation permet donc d'avoir une localisation en temps et en fréquence du signal analysé [17].



Figure II.4 : La Transformée en ondelettes [17].

La figure suivante donne le pavage de l'espace temps-fréquence pour la transformée de Fourier à fenêtre (STFT) et pour l'analyse en ondelettes (WT) [17].

Pour l'analyse de Fourier, la fenêtre est de taille constante, pour l'analyse en ondelettes, la fenêtre est de surface constante mais sa taille varie en fonction de la fréquence à analyser [17].

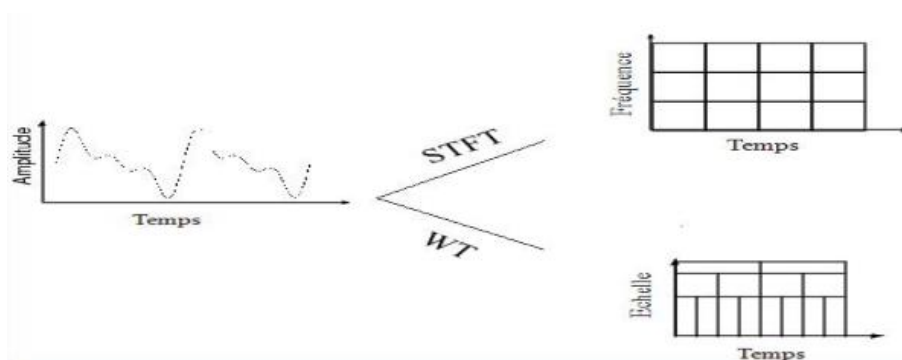


Figure II.5 : Le Pavage de l'espace-temps-fréquence pour la STFT et la WT [17].

II. 3.2 Transformée en ondelettes

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

- La compression [18] [19] et, en particulier, la compression d'image où les ondelettes constituent une méthode très compétitive. Elles permettent, grâce à des représentations généralement très creuses, de réduire considérablement le nombre d'information à coder.
- Le dé-bruitage : le dé-bruitage [20] [21] [22] dans le domaine des ondelettes signifie la rejection du bruit par un seuillage adéquat.
- L'authentification, le tatouage numérique, la cryptographie et bien d'autres domaines.

On distingue deux familles d'ondelettes :

- ❖ Les ondelettes continues.
- ❖ Les ondelettes discrètes

II.3.3 Avantage de la transformée en ondelettes par rapport à la transformée de Fourier

La théorie de Fourier repose sur le fait que les fonctions montrant un certain degré de régularité peuvent être représentées par une combinaison linéaire de sinus et cosinus. Les coefficients de cette combinaison linéaire donnent une information au niveau des fréquences présentes dans le signal.

II.3.4 Propriétés des ondelettes

Les propriétés les plus importantes des ondelettes sont :

➤ Sélectivité en fréquence

Dans l'analyse de Fourier, la fonction analysante est une sinusoïde de fréquence précise, et quand on la multiplie par le signal, le coefficient obtenu ne se réfère qu'à cette fréquence. En revanche, une ondelette est constituée d'un mélange de 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.

➤ **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 [24].

➤ **Symétrie**

On souhaite parfois que l'ondelette présente des propriétés de symétrie temporelle afin d'éviter le déphasage dans la transformée en ondelettes [24]

➤ **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 [24].

➤ **Régularité**

Une ondelette doit être suffisamment régulière car c'est la principale contribution des ondelettes dans le domaine du codage. Elle agit sur la qualité de la reconstruction du signal. Une ondelette est dite régulière si elle est très lisse et on peut l'approximer localement par un polynôme. L'ordre de régularité d'une ondelette est égal au nombre de ses moments nuls [24].

Pour certaines applications, les ondelettes doivent également avoir un certain nombre de moments nuls, afin d'éliminer la partie polynomiale du signal et être ainsi plus sensible aux fluctuations les moins régulières [24].

➤ **Facteur d'échelle minimal**

Théoriquement le facteur d'échelle, a , qui est strictement positif, peut varier jusqu'à $+\infty$. En pratique, Il convient de se fixer un nombre de points de discrétisation minimum, N_{\min} , de telle sorte que les valeurs discrètes de l'ondelette soient représentatives de sa forme continue. Soit a_{\min} le facteur d'échelle minimum, alors : $a_{\min} = N_{\min} / N$ Avec N_{\min} : nombre d'échantillons minimal de $\psi_a(t)$ N : nombre d'échantillons de l'ondelette mère $\psi(t)$

• **Relation entre fréquence et échelle**

Si f_0 est la fréquence centrale de l'ondelette mère $\psi(t)$, les autres ondelettes $\psi_{a,b}(t)$ oscillent à la fréquence $f = f_0/a$. D'où l'identification : $a = f_0/f$ [24].

II.3.5 Les familles de la transformée en ondelettes

Il existe une infinité de fonctions d'ondelettes parce que toute fonction oscillante localisée est une ondelette mère possible. Toutefois, elles ne possèdent pas toutes des propriétés intéressantes. Aussi, de nombreux spécialistes des ondelettes ont construit des familles d'ondelettes possédant certaines propriétés remarquables. Parmi les familles d'ondelettes, les ondelettes de Haar sont les plus simples, mais elles ne sont pas bien localisées. Ingrid Daubechies a construit des ondelettes à support compact qui permettent d'utiliser des filtres de taille finie [25].

Une autre famille d'ondelettes est la famille des ondelettes splines dont la réponse fréquentielle est bien localisée. Les différentes familles d'ondelettes sont utilisées selon leurs propriétés en fonction du problème à résoudre. [25]

- La figure suivante présente quelques familles d'ondelettes : [25]

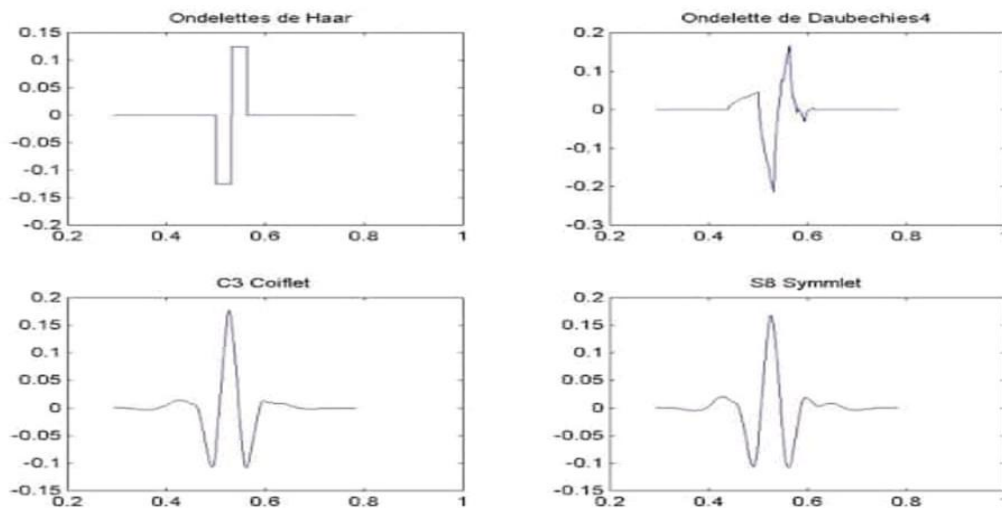


Figure II.6 Quelques familles d'ondelettes [25].

Avant de détailler quelques familles d'ondelettes usuelles, nous dressons dans le tableau (II.1) la liste de quelques-unes de ces familles, avec les abréviations associées.

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

Tableau II.1 : Liste de famille d'ondelette [25].

Les familles d'ondelettes peuvent être caractérisées par quatre propriétés principales : existence de filtres associés, orthogonalité ou biorthogonalité, support compact ou non, ondelettes réelles ou complexes. Le tableau (II.2) résume ces diverses propriétés.

Ondelettes à filtres			Ondelettes sans filtres	
A support compact		A support non compact	Réelles	Complexes
Orthogonales	Biorthogonales	Orthogonales	<i>gaus, mexh,</i>	<i>cgau, shan,</i>
<i>Db, haar,</i> <i>sym, coif</i>	<i>Bior</i>	<i>Meyr</i>	<i>morl</i>	<i>cmor</i>

Tableau II.2 : Principales propriétés des familles d'ondelettes [25].

Les ondelettes à filtre sont associées à des analyses multi résolution orthogonales ou biorthogonales : la transformée discrète et les calculs rapides en utilisant l'algorithme de Mallat [25] sont alors possibles. Les ondelettes sans filtre, en revanche, sont utiles pour la transformée en ondelettes continues.

II.3.6 Les types d'ondelettes

Il existe de nombreuses méthodes permettant d'effectuer la transformée en ondelettes, chacune se différenciant des autres soit par le type de la fonction de base employée, soit par la méthode d'implantation de la transformée. En fonction de type de traitement que l'on voudra effectuer par la suite on pourra utiliser l'une des méthodes suivantes [23] :

➤ **Translations et dilatations dyadique d'une fonction**

Ce sont des ondelettes classiques, elles sont naturellement reliées à l'analyse multi-résolution et au codage en sous-bande[23].

➤ **Les paquets d'ondelettes**

Dans ce type d'ondelettes le coefficient de détail est aussi décomposé comme le coefficient d'approximation. [23]

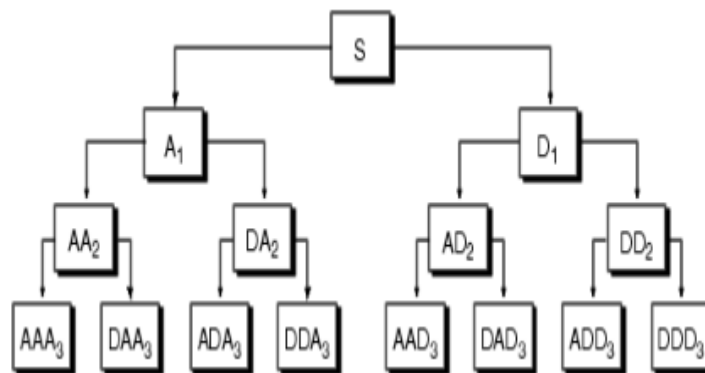


Figure II.7 : Principe d'ondelettes en paquets [23].

➤ **Les ondelettes multiples**

L'idée n'est plus d'utiliser une fonction fixe que l'on va traduire et dilater, plutôt un nombre fini de fonctions. Cette méthode permet d'obtenir des combinaisons de propriétés utiles qui seraient impossibles avec les ondelettes classiques[23].

➤ **Le lifting scheme**

On abandonne ici complètement l'idée de translation et dilatation. Cela fournit une grande flexibilité dans la construction d'ondelettes adaptées à des échantillons irréguliers ou variés. Parmi toutes ces méthodes la première reste la plus répandue[23].

II.3.7 La transformée en ondelette continue

Cette transformation consiste à des translations et des dilatations d'une seule fonction fixée, dans la transformée en ondelette continue, les paramètres de translation et de dilatation varient continûment[23].

II.3.7.1 Définition

La transformée en ondelettes remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par une famille de translations et dilatations d'une même fonction, l'ondelette notée ψ . Pour un signal $x(t)$ d'énergie finie, on définit sa transformée en ondelettes continue par la fonction $TOC(a,b)$ par l'équation (5) [23] :

$$TOC(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi_{a,b}^* dt \quad (\text{II.4})$$

Le signal $x(t)$ est alors représenté par ses coefficients d'ondelettes $TOC(a,b)$ qui permettent de mesurer les fluctuations, à l'échelle "a", du signal $x(t)$. L'ondelette est traduite et en même temps centrée sur le paramètre b, qui est le point autour duquel l'analyse se fait, a est le paramètre d'échelle qui caractérise de la finesse de l'analyse. Plus a est grand, plus $\psi_a(t)$ est dilatée et donc plus l'analyse se fait sur une large partie de $x(t)$.

Ainsi, de par ses caractéristiques de dilatation et de translation, la transformée en ondelette est représentée dans le plan temps-échelle par une fenêtre variable dont la largeur diminue lorsqu'on se concentre sur les -événements de petite échelle (fréquences hautes) ou s'élargit lorsqu'on s'intéresse au comportement à grande échelle (fréquences basses826222/8)[23].

Cette capacité d'adaptation en fonction de l'échelle d'analyse permet de considérer la transformée en ondelette comme un microscope mathématique. Pour une échelle "a" fixée, on peut voir la transformée en ondelettes continue comme un produit de convolution (équation (6)) :

$$TOC(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi_{a,b}^*(t) dt = x^* \psi_a^* \quad (\text{II.5})$$

Ou l'on à :

$$\psi_a^*(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi^* \left(-\frac{t}{a} \right) \quad (\text{II.6})$$

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

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

$$\Psi_a(\omega) = \sqrt{a}\Psi(a\omega) \tag{II.7}$$

Par conséquent, la convolution dans l'équation (6) permet de calculer la transformée en ondelettes d'un signal $x(t)$ avec des filtres passe-bande dilatés.

II.3.7.2 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 (TF) En effet, on dispose d'une formule inverse pour le calcul de la transformée en ondelettes continue [26] .

La formule de reconstruction est donnée par :

$$x(t) = \frac{1}{c\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} TOC(a,b)\psi_{a,b}(t) \frac{dad b}{a^2} \tag{II.8}$$

Cette possibilité reste théorique car le calcul n'est possible que numériquement et sa convergence peut-être très lente [26] .

II.3.8 La transformée en ondelette discrète

La transformée en ondelette discrète (TOD) est essentiellement introduite pour réduire la redondance des coefficients obtenus lors de l'application d'une transformée en ondelette continue (TOC).La discrétisation de l'analyse en ondelettes est utile pour le traitement numérique des données [27].

II.3.8.1 Définition

La transformée continue en ondelettes, définie par l'équation (5), est fondée sur une décomposition du signal par des ondelettes dont les paramètres de dilatation et de translation sont des variables continues [27].

Outre, lors du traitement des signaux numériques, une discrétisation des paramètres a et b est nécessaire. En conséquence l'intégrale de l'équation (9) exprimant la conservation de

l'énergie est elle aussi discrétisée, ce qui pose la question des conditions dans lesquelles l'approximation de cette intégrale sera applicable. Il est nécessaire de donner une règle sur la discrétisation des pas de dilatation et translation des ondelettes [27].

À condition de respecter cette règle, la conservation de toutes les informations du signal peut être assurée, ce qui permet d'avoir une expression applicable numériquement de la transformée inverse en tant que série d'ondelettes discrète. Nous pouvons choisir d'échantillonner le signal en utilisant l'ondelette «comme un microscope » : puisque la taille de l'ondelette varie selon la dilatation, la conservation d'un même pas d'échantillonnage temporel est redondante et inutile. En basses fréquences, on utiliserait beaucoup d'ondelettes pour représenter peu d'informations, la transformée théorique est donc redondante. De même, puisque la bande de fréquence couverte par l'ondelette est plus large en hautes fréquences, on aura besoin de moins d'ondelettes pour représenter cette bande. [28]

Morlet a proposé de créer des bases de fonctions construites sur le modèle suivant [28]:

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j}t - kb_0) \tag{II.9}$$

Avec :

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

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

$$a = a_0^j \text{ et } b = kb_0 a_0^j \tag{II.10}$$

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

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \tag{II.11}$$

Cependant, on trouve, très souvent dans la littérature, une transformée en ondelettes dyadique où seul le paramètre d'échelle est échantillonné selon une suite dyadique $\{2^j\} j \in \mathbb{Z}$, et le paramètre b reste une variable continue [26]. Une telle transformée, pour un signal $x(t)$, peut s'écrire en utilisant l'équation (6) :

$$TOD(2^j, b) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{2^j} \right) dt \quad (\text{II.12})$$

II.3.9 Ondelette dyadique

Très souvent on choisit une résolution dyadique pour simplifier les calculs. La définition des ondelettes dyadiques est basée sur celle des approximations multi-résolution. Cette propriété permet d'implémenter les transformées par des bancs de filtres.

Elle est caractérisée par : $a = a_0^m$ et $b = b_0^n$ avec $a_0, b_0 \in \mathbb{Z}$. On obtient alors une transformée en ondelettes discrètes.

Si on choisit $a_0 = 2$ et $b_0 = 1$, c'est l'équivalent de $a = 2^j$ et $b = k * 2^j$; on parle alors de transformée en ondelette dyadique, où j est le niveau de décomposition [31].

Les nouveaux paramètres sont : k et j , et on définit ainsi une base orthogonale.

$$\psi_{j,k} = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad (\text{II.13})$$

Pour séparer les deux signaux approximation et détail, La TOD utilise deux fonctions appelées respectivement « fonction échelle » et « fonction ondelette » qui sont respectivement associées à un filtre passe-bas et un filtre passe-haut. [31]

II.4 Coefficients de la TOD

Une étape élémentaire de la TOD, donne un signal d'approximation et un signal de détail. Les échantillons des signaux de détail sont appelés « coefficients de fonction d'ondelettes ». En principe, seuls les échantillons des signaux de détail sont appelés ainsi. Les échantillons des signaux d'approximation devraient être appelés « coefficients de fonction d'échelle ». Par abus de langage, nous appelons souvent coefficients d'ondelettes l'intégralité des échantillons obtenus (approximations et détails) [26].

II.5 Etat de l'art sur les applications des ondelettes en ECG

Les domaines d'applications des ondelettes sont très nombreuses (médicales, géologies, informatiques...). Nous avons focalisé notre recherche bibliographique sur les applications des ondelettes en ECG, parmi lesquelles nous pouvons citer : [31]

- Classification des ECG.
- Débruitage des ECG.

- Détection des événements dans le signal ECG.
- Compression des ECG.

II.6 Domaine d'application de la transformée en ondelette

Leur propriété essentielle réside dans leur capacité à analyser à plusieurs échelles de temps, et définir des propriétés locales de signaux complexes pouvant présenter de zones non stationnaires. Leur champ d'applications s'élargit de plus en plus. Les domaines tels que la géophysique l'astrophysique, les télécommunications, l'imagerie et le codage vidéo utilisent les ondelettes comme nouvelle technique d'analyse et de synthèse du signal. Toutefois, il faut aussi souligner que l'utilisation des ondelettes a connu beaucoup de succès dans deux domaines en particulier, celui du débruitage et celui de la compression. Deux meilleurs exemples d'applications qui ont utilisé les ondelettes comme le stockage numérique et un outil de compression et le débruitage. [31]

II.7 Méthodes de détection des complexes QRS :

La détection robuste des complexes QRS constitue le préalable à toute analyse du signal ECG. Beaucoup d'études ont été développées ces dernières années afin de trouver un algorithme fiable et fonctionnant en temps réel.

Avant de décrire la méthode que nous avons utilisée, nous allons décrire succinctement les différentes méthodes précitées. Dans la suite, $s(n)$ représentera les échantillons de notre signal électrocardiographique. [32]

II.7.1 Méthodes basées sur la dérivée première

La méthode introduite dans [32] consiste à calculer la dérivée première conformément à l'équation :

$$Y(n) = -2X(n-2) - X(n-1) + X(n+1) + 2X(n+2), 0 < n < 8189 \quad (\text{II.14})$$

L'étape suivante consiste à calculer le seuil de la pente α suivant l'équation :

$$\alpha = 0.70 \max_{0 < n < 8189} Y(n), \quad (\text{II.15})$$

Finalement le premier point dont la valeur de la dérivée est supérieure à α conformément à l'équation (II.16) est considéré comme un QRS candidat.

Holsinger et al [33] ont proposé une méthode qui consiste à calculer la dérivée du signal, et à chercher le point dont la valeur de la dérivée supérieure à 0.45 conformément à l'équation :

$$Y(i) > 0.45 \quad (\text{II.16})$$

La détection d'un QRS est effective si un des trois points suivant satisfaits la même condition conformément à l'équation :

$$Y(i+1) > 0.45 \quad (\text{II.17})$$

Ou

$$Y(i+2) > 0.45 \quad (\text{II.18})$$

Ou

$$Y(i+3) > 0.45 \quad (\text{II.19})$$

II.1.1 La méthode de Pan et Tompkins pour la détection du complexe QRS

En s'inspirant de la littérature cet algorithme à donné les meilleures taux de détection du complexe QRS, pour cela, les résultats de cet algorithme vont être comparés avec celle de notre méthode basé sur les ondelettes. Une synthèse de cet algorithme est présentée dans ce qui suit. [34]

II.7.1.1 Algorithme

L'algorithme de Pan et Tompkins utilise la somme des dérivées premières et secondes lissées, normalisées puis mises au carré. [34]

Cet algorithme est basé sur le diagramme ci-dessous :

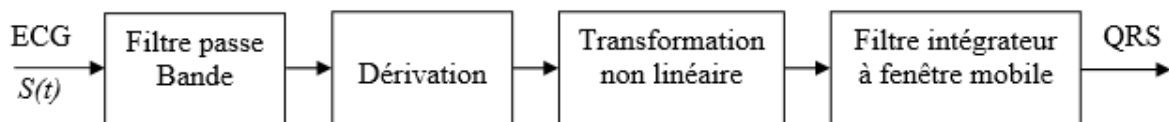


Figure II.8 Algorithme de Pan et Tompkins. [34]

II.7.2.2 Présentation de la méthode

Cette méthode est basée sur une analyse numérique des pentes, amplitudes et intervalles des différentes ondes composant le signal ECG : elle regroupe (Figure II.9).[34]

1- Filtrage passe bande

2- Dérivation

3- Transformation non linéaire

4- Intégration

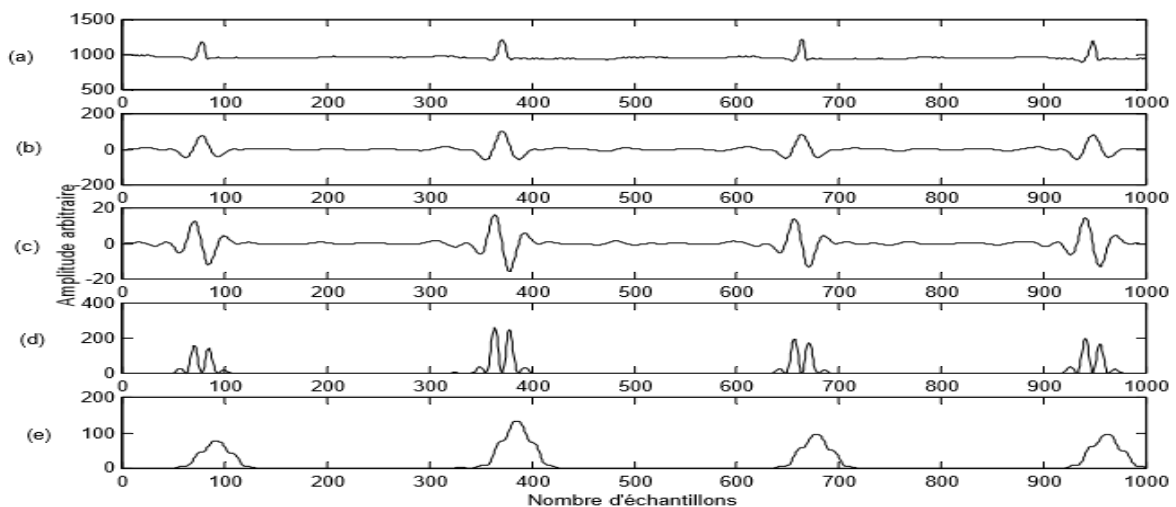


Figure II.9 : (a) Signal ECG original, (b) Filtrage passe-bande, (c) Dérivation,(d) Transformation non linéaire, (e) Intégration. [37]

D'après les données physiologiques, les ondes R ont une énergie maximale dans la bande 5-15 Hz [36] [37]. Un filtrage passe-bande du signal ECG dans cette bande est ainsi proposé. Ce filtre est aussi destiné à éliminer la dérive de la ligne de base, le bruit du muscle, les interférences du réseau 50 Hz et les interférences des ondes T. Pan et Tompkins utilisent une structure en cascade d'un filtre passe-bas et un filtre passe-haut. Ce type de filtrage permet l'utilisation d'un seuil en amplitude faible. (Figure II.8.b) montre le résultat du filtrage passe-bande.

Le complexe QRS étant bref (entre 0.02 et 0.2 seconde), et de forte amplitude, la dérivé du signal à ce niveau présente des valeurs maximales élevées. La prochaine étape après le filtrage est donc, l'application d'un filtre dérivateur numérique (figure II.9.c).

La fonction de transfert en Z du filtre est :

$$H(z) = (T/8)(-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z + z^2) \quad (\text{II.20})$$

Après différentiation, le signal est élevé au carré point par point (figure II.9.d). Cette opération est réalisée par l'intermédiaire de l'équation suivante :

$$Y(nT) = [X(nT)]^2 \quad (\text{II.21})$$

L'étape suivante est l'intégration du signal (figure II.9.e). Cette opération produit un signal contenant les informations concernant la pente et la largeur du complexe QRS ; ceci est obtenu par la relation suivante :

$$Y(nT) = (1/N)[X(nT - (N-1)T) + X(nT - (N-2)T) + \dots + X(nT)] \quad (\text{II.22})$$

La taille de la fenêtre d'intégration doit être adaptée à la largeur moyenne d'un complexe QRS. Si elle est trop grande, le maximum est décalé en temps par rapport à la position du R (influence de l'onde T) ; si, au contraire, elle est trop petite, on obtient plusieurs pics pour une même onde R. La taille choisie par Pan et Tompkins de manière empirique, est de 150 ms, ce qui correspond au double de la largeur moyenne d'un complexe QRS. Après intégration du signal, le signal disponible possède un maximum absolu pour chaque complexe QRS ; il possède en outre d'autres maxima locaux, de plus faible amplitude en générale ; ils correspondent soit à du bruit soit aux ondes T [35].

Dans cette étape Pan et Tompkins prend en considération les maxima trop faibles qui peuvent correspondre au bruit en effectuant un seuillage en amplitude et ceux trop proches qui risquent d'être introduits par les ondes T en effectuant un seuillage temporel. Ces deux types de seuillage sont décrits en détail dans l'algorithme proposé par Pan et Tompkins [35].

II.7.2.3 Limites de la méthode

L'algorithme présenté par Pan et Tompkins présente un taux de détection des complexes QRS de 99.3%. Cependant le point faible de l'algorithme est le faible taux de détection au niveau de quelques enregistrements tel que les 108 et 222 de la base de données MIT-BIH [35].

En effet dans le cas de l'enregistrement 108 (figure II.10), le taux d'erreur est très élevé car l'amplitude des ondes P est comparable à celle des complexes QRS.

Dans l'enregistrement 222 (figure II.11), la morphologie des ondes P est comparable à celle des complexes QRS, ce qui constitue une cause d'erreur et augmentera le taux des faux positifs (FP).

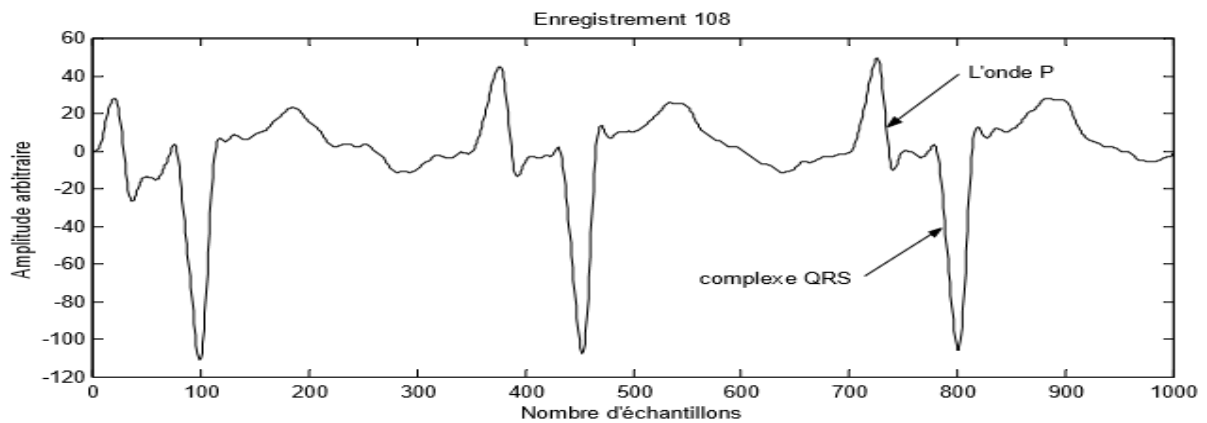


Figure II.10: Dans le cas de l'enregistrement 108, le taux d'erreur est élevé, car l'amplitude des ondes P est comparable à celle des complexes. [35]

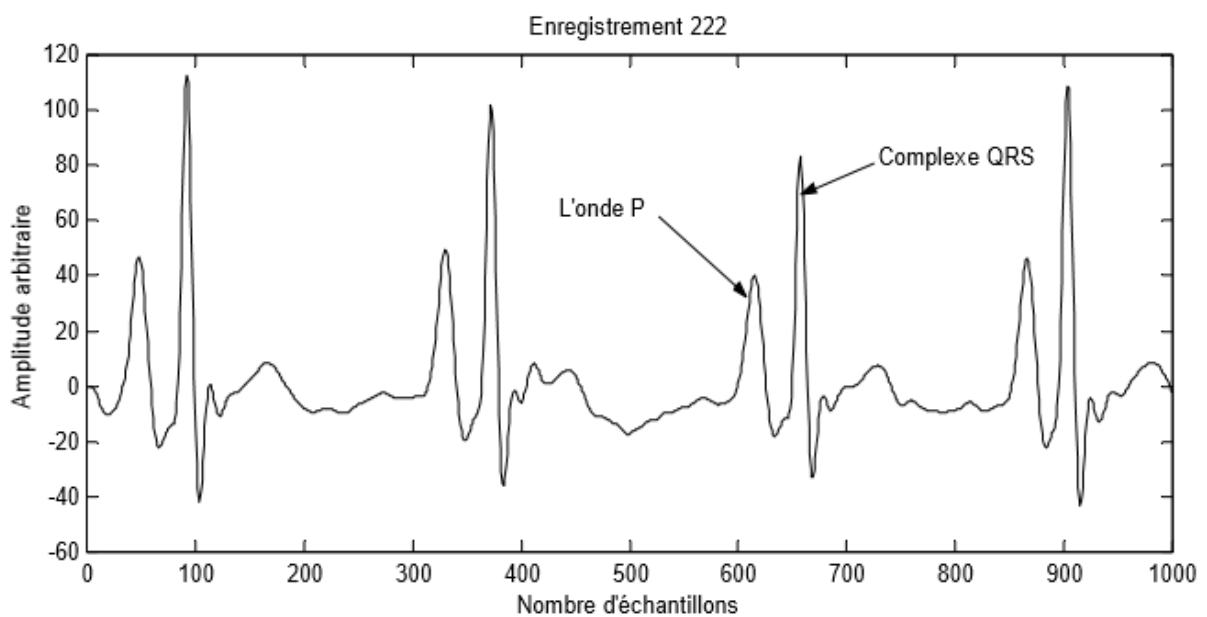


Figure II.11 : Dans l'enregistrement 222, L'onde P est aussi importante en amplitude que le complexe QRS. [35]

II.7.3 Méthode de Dubois :

La Dubois méthode a pour objectif de développer les capacités créatives et entrepreneurs et des salariés.

II.7.3.1 Présentation de la méthode

Cet algorithme est aussi inspiré de la technique présentée par Pan J. et Tompkins W. J. [35] ; il regroupe Figure (II.12)

- 1- Filtrage passe bande
- 2- Dérivation
- 3- Transformation non linéaire
- 4- Intégration
- 5- Filtrage passe bas
- 6- Seuillage adaptatif.

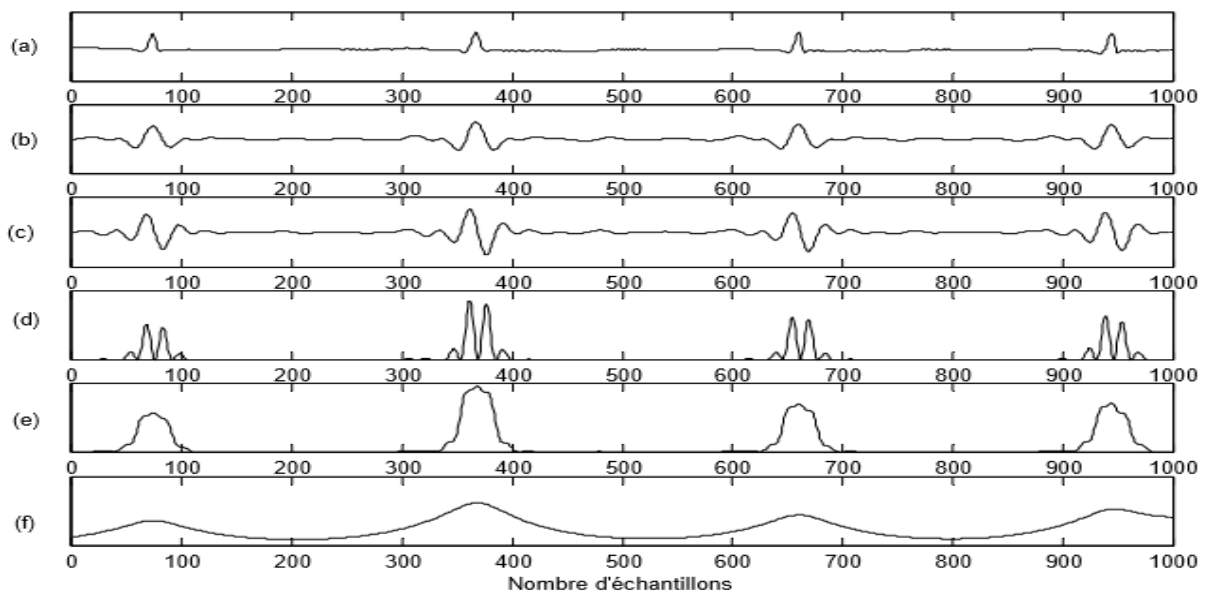


Figure II.12 : (a) Signal ECG, (b) Filtrage passe bande, (c) Dérivation, (d) Transformation non linéaire, (e) Intégration, (f) Filtrage passe bas. [35]

II.7.3.1.a Filtrage passe bande (Figure II.12.b)

Le filtre utilisé est un filtre récursif de bande passante 5-15 Hz, d'ordre 4.

II.7.3.1.b Dérivation (Figure II.12.c)

La dérivé du signal au niveau du complexe QRS présente des valeurs maximales élevées. L'étape suivante est donc l'application d'un filtre dérivateur numérique. La fonction de transfert en z du filtre est :

$$H(z)=Y(z)/X(z)=1+2z^{-1}-2z^{-3}-z^{-4} \quad (\text{II.23})$$

II.7.3.1.c Transformation non linéaire (Figure II.12.d)

Après dérivation, le signal est élevé au carré (équation II.22). Ceci permet d'éliminer le signe et d'assurer la symétrie de détection entre les ondes R et les ondes QS. [35]

II.7.3.1.d Intégration (Figure II.12.e)

L'intégration du signal (équation II.23) suivi du filtre passe bas, permet d'obtenir un maximum unique pour chaque complexe.

II.7.3.1.e Filtrage passe bas (Figure II.12.f)

Le signal obtenu après intégration est filtré passe bas afin d'enlever le bruit résiduel, et d'obtenir un maximum unique pour chaque complexe QRS. [35]

Le filtre passe bas utilisé est un filtre récursif d'ordre 1 de fréquence de coupure 1 Hz.

II.7.3.1.f Seuillage adaptatif

A l'issue du traitement précédent, le signal disponible possède un maximum absolu pour chaque complexe QRS. Pour la détection de ces maxima, Dubois propose deux types de seuillage : un seuillage en amplitude et un seuillage temporel.

Le seuillage en amplitude permet de distinguer les maxima correspondant aux ondes R de ceux correspondant aux ondes T qui sont en général beaucoup plus faibles [35].

L'algorithme calcule un seuil qui vaut 30% de l'amplitude moyenne des 5 dernières ondes R détectées, et recherche le maximum. Si ce maximum est d'amplitude supérieure au seuil, il est considéré comme correspondant à un complexe QRS et est ainsi validé ; sinon, l'algorithme continue jusqu'au maximum suivant. Cependant on peut observer une baisse soudaine de l'amplitude des ondes R ; dans ce cas l'algorithme est mis en défaut car les maxima sont tous en dessous du seuil. Pour surmonter cette difficulté, l'algorithme tient compte de la forte probabilité d'observer un QRS dans un certain intervalle de temps : Si aucun nouveau complexe n'est détecté dans un intervalle de 166% de la moyenne des sept derniers intervalles RR validés, l'algorithme recommence la recherche de maximum avec un seuil réduit à 10% de la moyenne des 5 dernières maxima, au lieu des 30% précédents [35].

II.8 Base de données MIT-BIH

II.8.1 Description

Cette base a été établie par des chercheurs afin d'être utilisée comme une référence pour la validation et la comparaison des algorithmes de détection du complexe QRS du signal ECG. Elle contient deux dérivations : MLII et V5. Elle est constituée de 48 enregistrements de 30 min chacun échantillonnés à une fréquence de 360 Hz. [38]

Un avantage de cette base est qu'elle couvre un grand nombre de pathologies, ce qui permet de valider la détection des ondes R pour un grand nombre de cas. Les signaux sont numérotés de 100 à 124 pour le premier groupe qui comporte une variété de formes d'ondes et de 200 à 234 pour le deuxième qui comporte une variété de cas pathologiques. Chaque enregistrement a été annoté indépendamment par plusieurs cardiologues (deux au moins) rendant l'étude, ainsi, plus pratique. L'annotation est une date avec un label. La date correspond au moment d'apparition du pic R du complexe QRS et le label correspond au type du QRS (PVC... etc.).[38]

II.8.2 Fichiers de la base MIT-BIH

Pour chaque enregistrement de la base de données, il existe trois fichiers différents avec les extensions suivantes : dat, hea et atr.[38]

a. Fichier de données (*.dat)

Il contient les données numérisées du signal ECG. Deux signaux différents correspondant aux deux dérivations sont stockés dans le même fichier, exemple : 100.dat.[38]

b. Fichier header (*.hea)

C'est un fichier entête ; il contient les paramètres d'interprétation du fichier de données correspondant et qui permettent au programme de l'utiliser (fréquence d'échantillonnage, gain d'amplification, dérivations utilisées, nombre d'échantillons, pathologie, etc.).[38]

c. Fichier annotation (*.atr)

Il comporte les positions ou les moments d'apparition des pics R du complexe QRS du signal données. Ces emplacements ont été marqués manuellement par plusieurs cardiologues.

On trouve un nombre donnant l'ordre du pic R ainsi qu'une marque correspondant au type du QRS (normal ou anormal).[38]

II.9 Les différents cas pathologiques traités dans la base de données MIT-BIH sont:

N : Battement normal.	V : Battement ventriculaire prématuré.
L : Bloc de branche gauche.	F : Fusion entre V et N.
R : Bloc de branche droit.	e : Battement atrial échappé.
A : Battement atrial prématuré.	J : Battement nodal (jonctionnel échappé).
a : Battement atrial prématuré (aberré).	E : Battement ventriculaire échappé.
J : Battement nodal prématuré (jonctionnel).	P : Battement ectopique.
S : Battement supra ventriculaire prématuré.	F : Fusion entre P et N.
Q : Battement non classé	

II.10 Conclusion

Les ondelettes sont considérées comme une découverte importante en mathématiques appliqués. Dans plusieurs domaines d'applications où l'analyse de Fourier était habituellement utilisée, les propriétés et les caractéristiques de la transformée en ondelettes, et mieux apprécier leurs avantages ainsi que leurs inconvénients dans l'analyse des signaux en général, et le signal ECG en particulier. Dans le chapitre suivant, l'application de transformé en ondelettes pour le traitement et la caractérisation du signal ECG est effectuée, elle constitue une première contribution dans ce mémoire.

Ce chapitre a présenté la détection des complexes QRS basé sur la décomposition en ondelette discrète, et aussi que les méthodes utilisé dans la détection des complexes QRS il y'a la méthode basées sur la dérivée première , la méthode de Pan et Tompkins et la méthode de Dubois.

Nous avons aussi présenté la base de données MIT-BIH sur laquelle s'appuiera l'ensemble de nos tests. Les signaux ECG de la base MIT sont contaminé avec différentes sources de bruits.

Chapitre III
Traitement Du signal ECG Et
Etude De La Corrélation
RR/QRS

III.1 Introduction

Le complexe QRS de l'électrocardiogramme (ECG) représente la durée de la dépolarisation ventriculaire. La prolongation du complexe QRS, un symptôme électrocardiographique de la dépolarisation ventriculaire prolongée est un facteur de risque clinique connu pour le développement des arythmies ventriculaires graves, représentant un danger pour la vie, y compris les torsades de pointes.

La variation de la durée de complexe QRS est d'une importance clinique majeure pour le suivi d'un certain nombre de pathologies. La durée de complexe QRS varie en fonction de la fréquence cardiaque, de l'âge et du sexe.

Une étude et une quantification de la corrélation entre le rythme cardiaque (RR) et le complexe QRS pour différents cas pathologiques et cas normaux, s'avèrent comme outil pour éventuellement trouver une signature qui permettra de séparer les cas normaux des cas pathologiques et les cas pathologiques entre eux.

Dans ce chapitre on s'intéressera à cette étude. Les cas pathologiques visés sont les APC (Contraction Auriculaire Préaturé) et les PVC (Contraction Ventriculaire Préaturé) compte tenu de leur disponibilité dans la banque de donnée MIT/BIH.

III.2 Détection du complexe QRS

Pour effectuer une analyse automatique du signal ECG, La détection des complexes QRS constitue une étape très importante.

III.2.1 Principe de l'algorithme de détection des complexe QRS

III.2.1.1 Principe de l'algorithme implémenté

La méthode que nous proposons pour la délimitation des complexes QRS se base sur une analyse multi-résolution par la transformée en ondelette, le schéma général des différentes étapes de l'algorithme développé est illustré dans la figure (III.1)

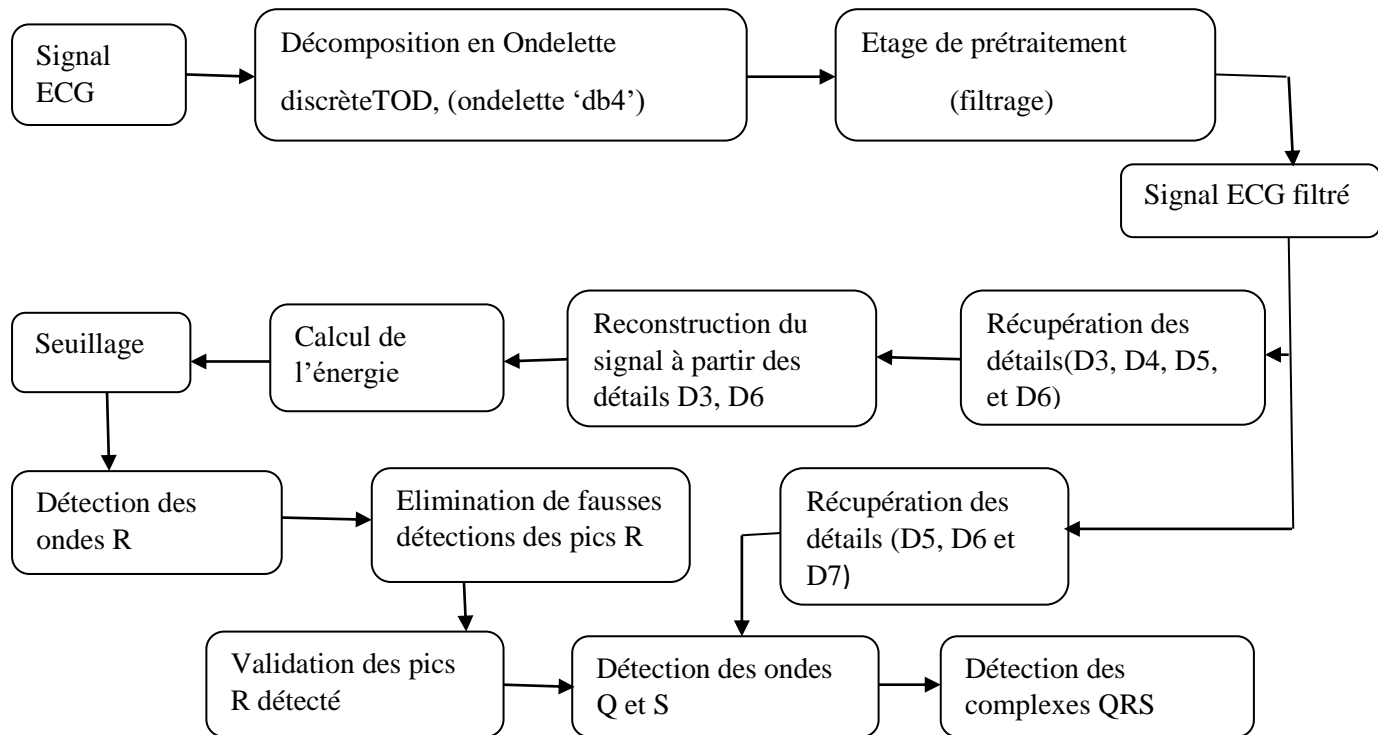


Figure III.1 : Schéma bloc du principe adopté dans l'algorithme de la détection du complexe QRS.[37]

Le signal ECG issu de l'étage de prétraitement ou il est soumis à une opération de filtrage des différents bruits qui le contamine est décomposé en ondelette. Le choix de l'ondelette mère utilisée est d'une importance capitale dans les applications d'ondelettes.

En réalité, il n'existe pas un critère bien défini pour le choix de l'ondelette mère et ce choix dépend énormément de la nature de l'application et diffère d'une application à une autre. Plusieurs travaux [39] sur l'analyse du signal ECG par ondelette ont constaté que la famille d'ondelette 'Daubechies' et plus particulièrement l'ondelette 'db4' est la mieux adaptée pour le traitement du signal ECG car sa forme présente une similitude avec le complexe QRS comme illustrée dans la figure (III.5).

Ainsi dans la suite de ce travail, l'ondelette mère de Daubéchies 'db4' est choisie pour être utilisé pour la décomposition du signal ECG.

Le choix du niveau de la décomposition est aussi un paramètre à prendre en compte. Dans cet algorithme, nous avons décomposé le signal ECG à huit niveaux [39] qui montre que ce choix est judicieux puisqu'il permet de distinguer nettement le complexe QRS, les ondes P et T et la ligne de base.

Le principe adopté dans l'algorithme commence d'abord, par la détection des pics R du complexe QRS avec son amplitude qui prédomine signal ECG, puis les ondes Q et S sont détectées.

La figure (III.3) présente une partie du signal ECG du patient dans sa version filtrée issue du de l'étape de prétraitement, par contre les huit détails de la décomposition en ondelette 'db4' de ce signal sont illustrés dans la figure (III.4).

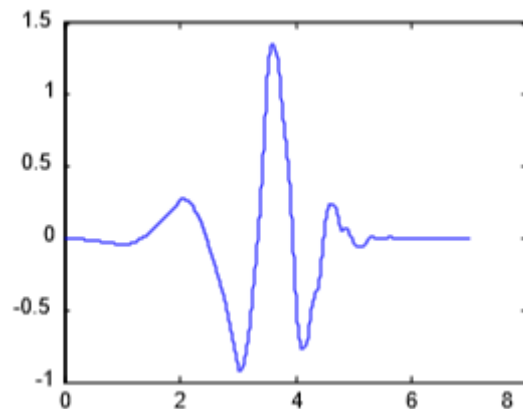


Figure III.2 : L'ondelette 'db4'.

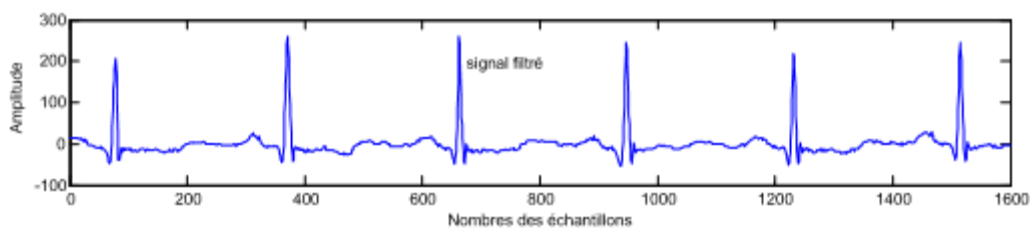


Figure III.3 : Signal ECG filtré du patient.

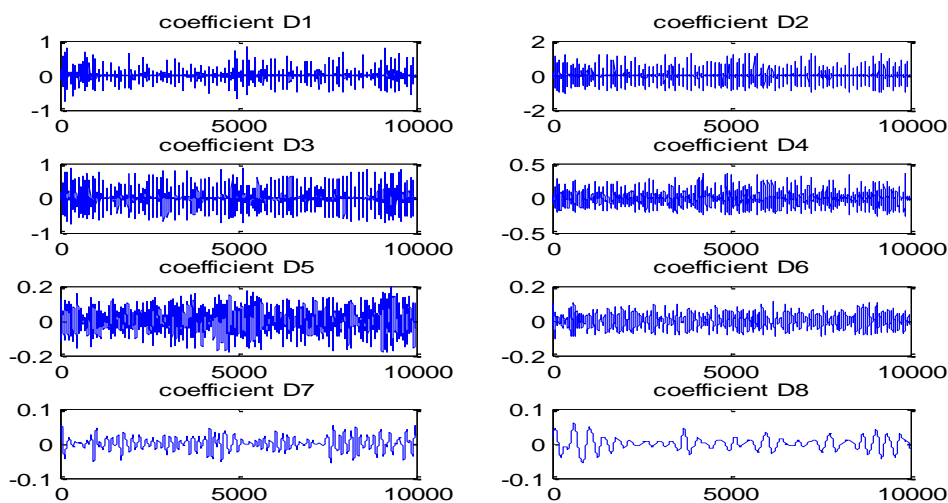


Figure III.4: Les huit détails de décomposition du signal ECG du patient.

❖ La détection du pic R

La détection de pic R est l'étape la plus importante lors de la détection du complexe QRS puisque la détection des autres ondes dépend de la fiabilité de cette première étape.

Afin de détecter ces pics R, les détails spécifiques aux complexes QRS seront sélectionnés.

Huit niveau de décomposition en ondelettes sont effectués sur le signal ECG prétraité à l'aide de l'ondelette 'db4' comme illustré dans la figure (III.4). Les détails D3-D6 sont conservés et tous les autres détails sont supprimés.

La reconstruction du signal est ainsi réalisée à partir des détails D3-D6, ceci permet de garder les complexes QRS dans le signal obtenu et d'éliminer les autres composants à basse et haute fréquence.

Le signal obtenu est élevée au carré dans sa partie positive. Cette opération permet d'accentuer l'onde R et d'atténuer les autres ondes . Un Seuillage adaptatif est effectué sur ce signal pour détecter le pic R.

Le résultat final de détection des ondes R est illustré dans la figure (III.6)

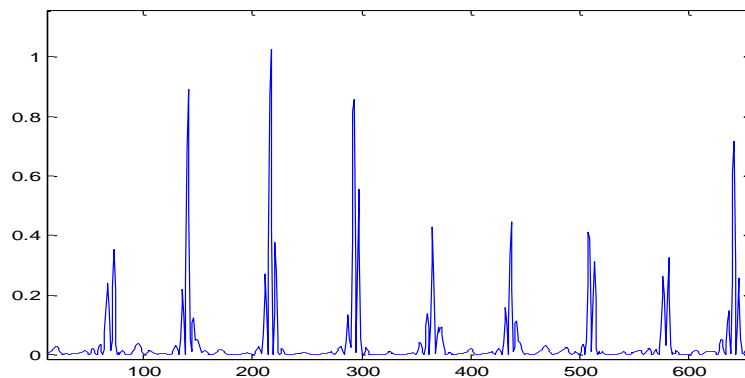


Figure III.5 : Sa reconstruction à partir des détails D3-D6.

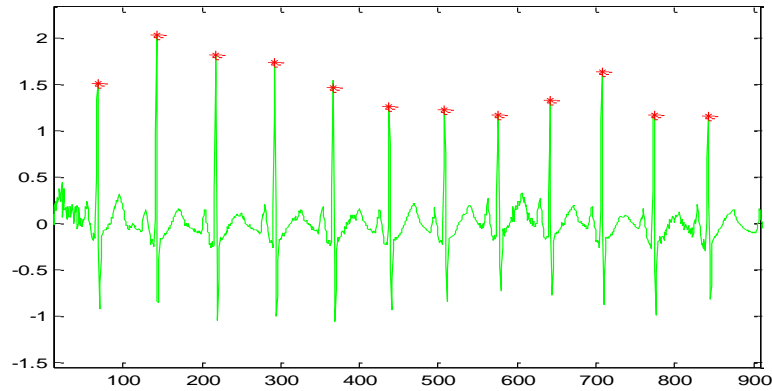


Figure III.6 : Détection des pics R.

❖ La détection des ondes Q et S

Une fois les pics R sont détectés, les points Q et S doivent être identifiés pour détecter le complexe QRS complètement. En général, les ondes Q et S ont une fréquence élevée, ils sont de faible amplitude et leurs énergies sont principalement à petite échelle [40]. Pour cela, afin de mettre plus en valeur les ondes Q et S, les coefficients de décomposition de D5 à D7 sont conservés pour faire la reconstruction du signal. Tous les autres détails du signal ont été retirés.

De plus, Les ondes Q et S sont des déflexions négatives qui se produisent de part et d'autre du pic R sur un intervalle maximal de 0,1 seconde d'une façon usuelle. L'onde à gauche noté Q est prise comme étant l'amplitude minimale qui précède le pic R et l'onde S l'amplitude minimale qui le suit. Le résultat de détection des ondes Q et S est illustré dans la figure (III.7.a) et (III.7.b) respectivement.

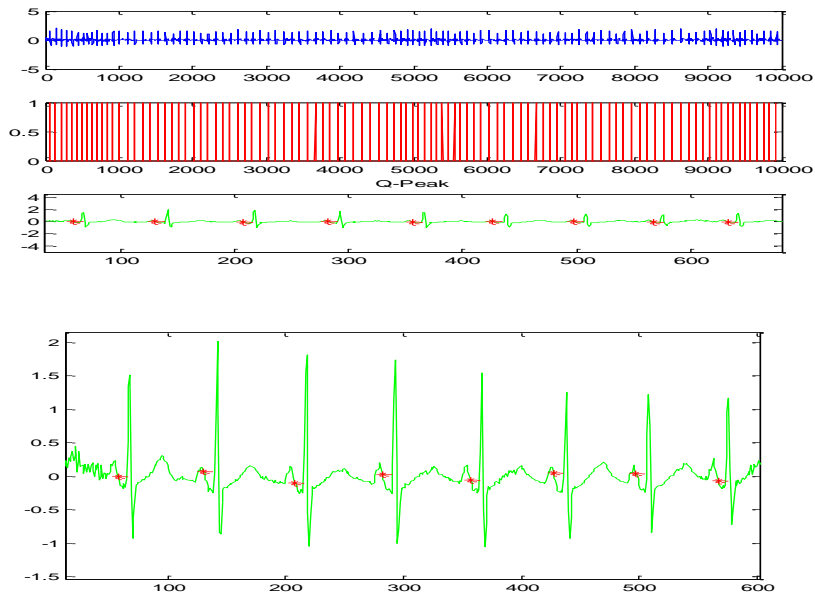


Figure III.7.a : Détection de l'onde Q (a)

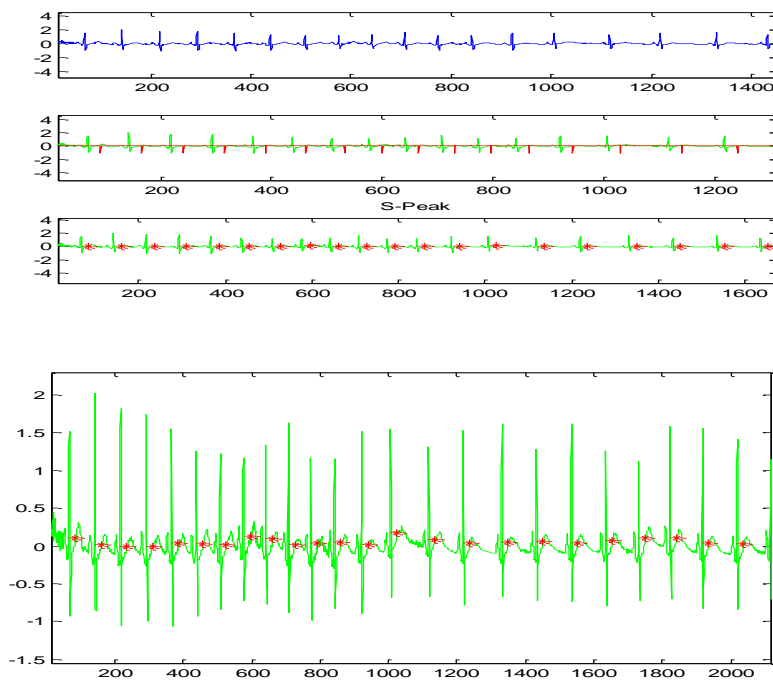


Figure III.7.b : Détection de l'onde S (b).

III.3 Définition de la corrélation

L'inter-corrélation entre deux signaux $x(n)$ et $y(n)$ est la séquence $r_{xy}(l)$, définie par

$$r_{xy}(l) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(n)y(n-l) \quad l=0, \pm 1, \pm 2 \dots \quad (III.1)$$

L'indice l est le paramètre de retard, et l'indice inférieur xy dans la séquence d'inter-corrélation $r_{xy}(l)$ indique l'ordre de corrélation [41].

Dans le cas spécial ou $x(n)=y(n)$, nous allons avoir l'autocorrélation de $x(n)$ définie comme suit :

$$r_{xx}(l) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(n)x(n-l) \quad (\text{III.2})$$

En particulier, si $x(n)$ et $y(n)$ est une séquence finie de longueur N [i.e., $x(n)=y(n)=0$ si $n < 0$ et $n \geq N$], les séquences d'inter-corrélation et d'autocorrélation peuvent être exprimé par :

$$r_{xy}(l) = \sum_{n=i}^{N-|l|-1} x(n)y(n-l) \quad (\text{III.3})$$

$$\text{Et } r_{xx}(l) = \sum_{n=i}^{N-|l|-1} x(n)x(n-l) \quad (\text{III.4})$$

III.3.1 Corrélation entre le rythme RR et l'intervalle QT

L'évaluation du rythme cardiaque RR en fonction du temps est corrélée aux variations de l'intervalle QT correspondant. L'objectif visé étant d'étudier cette corrélation pour différents cas pathologiques et normaux en vue d'établir une éventuelle signature qui permet de distinguer entre ces différents cas.[41]

La corrélation entre les intervalles RR et les intervalles QT correspondants est étudié et quantifiée pour trois type de signaux ECG : [41]

- A. Les cas normaux [enregistrements MIT113 et MIT230]
- B. Les cas APC (Contraction Atriale Préaturé) [enregistrements MIT209 et MIT223]
- C. Les cas PVC (Contraction Ventriculaire Préaturé) [enregistrements MIT119 et MIT228]

III.3.2 Étude de la corrélation pour le cas normal (N)

La figure (III.8) illustre le rythme RR, l'intervalle QRS correspondant au signal MIT230 (Échantillons [148000 : 182600]) de la base de donnée MIT/BIH, ainsi que la courbe de corrélation entre RR et QRS.

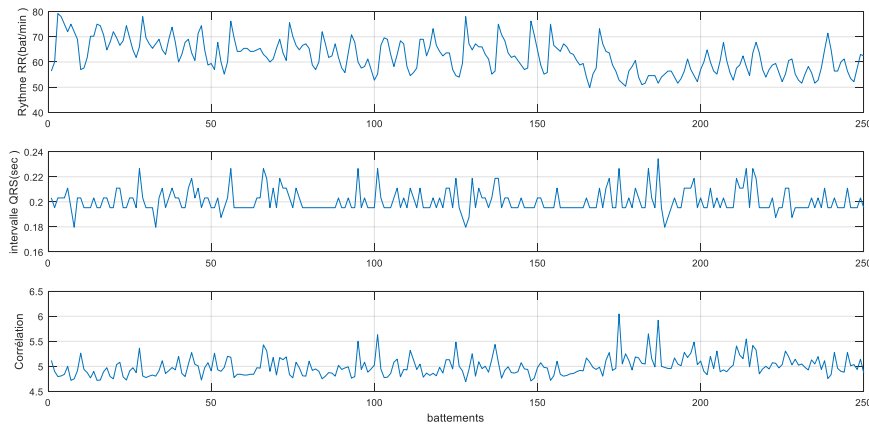


Figure III.8 : corrélation entre « RR » ET « QT », (MIT230).

III.3.3 Etude de la corrélation pour le cas des contractions atriale prématuré (APC)

La figure (III.9) illustrent le rythme RR, l'intervalle QT correspondant au signal MIT209 (échantillons [200000 : 240000]) de la base de donnée MIT/BIH, ainsi que la courbe de corrélation entre RR et QT.

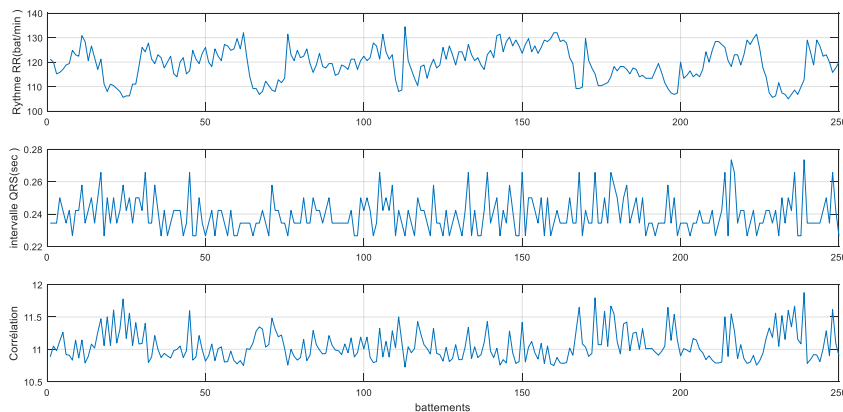


Figure III.9 : corrélation entre « RR » ET « QRS », (MIT209).

III.3.4 Etude de la corrélation pour le cas des contractions atriale prématuré (PVC)

La figure (III.10) illustrent le rythme RR, l'intervalle QT correspondant au signal MIT119 (échantillons [150000 : 200000]) de la base de donnée MIT/BIH, ainsi que la courbe de corrélation entre RR et QT.

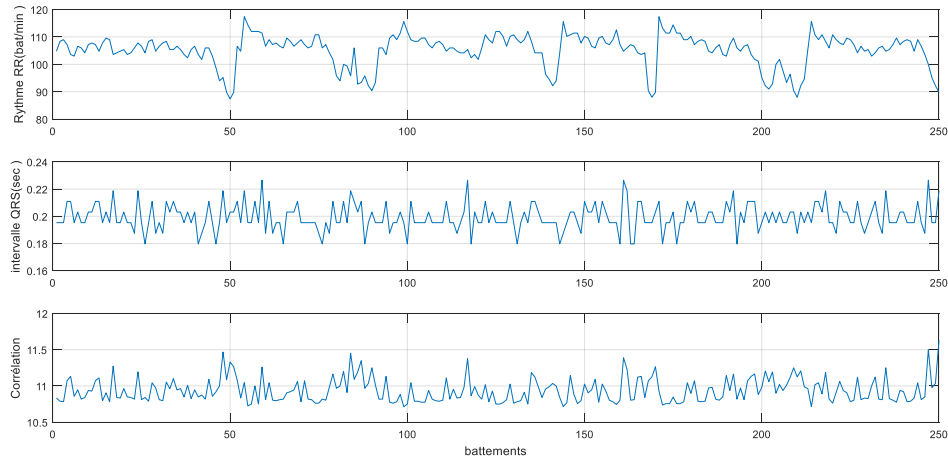


Figure III.10 : corrélation entre « RR » ET « QRS », (MIT119).

III.3.2 Étude comparative

Cette étude décrit les résultats illustrés dans les figures. Ce qui peut être notés de ces figures c'est que le profil de la corrélation entre le rythme cardiaque et la variabilité du complexe QRS varie d'un cas à un autre. Une analyse temporelle de cette corrélation est résumée sur le tableau III.1 ci-dessous, les paramètres d'analyse sont la valeur minimale (Min), la valeur maximale (Max), la déviation standard (SD) et la valeur moyenne de la racine carré RMS (pour root mean square en anglais).

Une analyse du tableau III.1 c.à.d. la corrélation (RR/QRS), permet de nous montrer que pour les trois cas les valeurs minimales et maximales sont très variables et par conséquent ne peuvent pas considérés comme paramètre de discrimination des différents cas ; par contre, les valeurs des paramètres SD et RMS sont très proche pour chaque cas, l'étendue de variation du paramètre SD pour le cas normal est de (0,11 à 0,13). Cette étendu de variation peut être considérée comme signature d'un cas normal.

Pour les cas APC et PVC on remarque que cette étendue est supérieure pour les deux cas à celui du cas normal. Cette différence peut être exploitée pour distinguer entre le cas normal et les cas pathologiques.

<i>Signal</i>	<i>Cas</i>	<i>Corrélation RR/QRS</i>			
		<i>Min</i>	<i>Max</i>	<i>SD</i>	<i>RMS</i>
<i>MIT100</i>	Normal	5,96	7,37	0,11	0,43
<i>MIT115</i>	Normal	5,28	5,80	0,13	0,41
<i>MIT209</i>	Normal	4,13	6,91	0,26	0,38
<i>MIT212</i>	Normal	3,76	4,37	0,19	0,26
<i>MIT209</i>	APC	7,75	11,38	0,76	0,61
<i>MIT223</i>	APC	4,13	11,02	1,04	0,76
<i>MIT231</i>	APC	7,01	14,16	2,22	0,93
<i>MIT232</i>	APC	6,57	13,92	1,45	0,68
<i>MIT119</i>	PVC	5,98	9,54	0,47	0,49
<i>MIT213</i>	PVC	9,86	12,66	0,41	0,59
<i>MIT221</i>	PVC	10,30	13,71	0,53	0,45
<i>MIT233</i>	PVC	8,23	8,45	0,40	0,39

Tableau III.1 : analyse temporelle de la corrélation RR/QRS.

La question qui reste posée, c'est que de quelle pathologie s'agit-il ?

En fait si nous comparons les valeurs du paramètre SD pour le cas APC et pour le cas PVC par rapport au cas normal, nous pouvons constater que les valeurs de ce paramètre pour le cas APC sont plus grandes (0,76 à 1,04) que celle du cas normal (0,11 à 0,13), ce qui peut être une signature de cette pathologie. Pour ce qui est du cas PVC, les valeurs du paramètre SD sont de l'ordre de (0,47 à 0,41) donc supérieures à ceux du cas normal et inférieures à ceux du cas APC, ce qui peut être une signature de cette pathologie. On peut remarquer la même chose pour le paramètre RMS, les valeurs de ce paramètre pour les cas APC et PVC sont supérieures à ceux du cas normal, et pour différencier entre les deux cas les valeurs RMS pour le cas PVC sont inférieures à ceux du cas APC.

III.4 Conclusion

Dans ce chapitre l'analyse temporelle de la corrélation du rythme cardiaque RR avec la variabilité du complexe QRS, a été présentée. Ainsi une description de la méthode de détection du complexe QRS, afin de mesurer le rythme RR et la variabilité du complexe QRS; et la méthode de corrélation a été introduite.

L'analyse temporelle de cette corrélation entre le rythme cardiaque RR et cette variabilité du complexe QRS a montré que :

- Les valeurs minimales et maximales de la corrélation peuvent être exploitées pour différencier entre les trois cas étudiés pour la corrélation RR/QRS.
- Pour le paramètre RMS on a constaté qu'il peut être exploité pour différencier entre les trois cas pour la corrélation RR/QRS

- Pour ce qui est du paramètre SD, on a constaté qu'il peut être exploité pour discriminer entre les trois cas pour la corrélation étudiée (RR/QRS). Nous avons remarqué que l'étendue de variation de ce paramètre pour le cas normal est inférieure à celui du cas APC et PVC, et pour différencier entre les deux cas pathologique nous avons remarqué que l'étendue de variation du paramètre SD pour le cas APC est supérieure à celui du cas PVC.

Chapitre IV
Classification Des Battements
Cardiaques Par
SVM

IV.1 Introduction

Les machines à vecteurs de support (Support Vector Machine, SVM) appelés aussi Séparateurs à vaste marge sont des techniques d'apprentissage supervisées destinées à résoudre des problèmes de classification. Les machines à vecteurs supports exploitent les concepts relatifs à la théorie de l'apprentissage statistique et à la théorie des bornes de Vapnik et Chervonenkis.

La justification intuitive de cette méthode d'apprentissage est la suivante : si l'échantillon d'apprentissage est linéairement séparable, il semble naturel de séparer parfaitement les éléments des deux classes de telle sorte qu'ils soient le plus loin possibles de la frontière choisie.

IV.2 Principe de la technique SVM

Cette technique est une méthode de classification à deux classes qui tente de séparer les exemples positifs des exemples négatifs dans l'ensemble des exemples. La méthode cherche alors l'hyperplan qui sépare les exemples positifs des exemples négatifs, en garantissant que la marge entre le plus proche des positifs et des négatifs soit maximale.[44]

Cela garantit une généralisation du principe car de nouveaux exemples pourront ne pas être trop similaires à ceux utilisés pour trouver l'hyperplan mais être situés d'un côté ou l'autre de la frontière. L'intérêt de cette méthode est la sélection de vecteurs supports qui représentent les vecteurs discriminant grâce auxquels est déterminé l'hyperplan.

Les exemples utilisés lors de la recherche de l'hyperplan ne sont alors plus utiles et seuls ces vecteurs supports sont utilisés pour classer un nouveau cas, ce qui peut être considéré comme un avantage pour cette méthode. [44]

IV.3 Application des SVM à la classification binaire

IV.3.1 Dentition

Cette méthode repose sur l'existence d'un classificateur linéaire dans un espace approprié. Puisque c'est un problème de classification à deux classes, cette méthode fait appel à un Jeu de données d'apprentissage pour apprendre les paramètres du modèle. Elle est basée sur l'utilisation de fonction dites noyau (kernel) qui permettent une s'séparation optimale des données. Dans la présentation des principes de fonctionnements, nous schématiserons les données par des « points » dans un plan.[44]

IV.3.2 Notion d'apprentissage

L'apprentissage par induction permet d'arriver à des conclusions par l'examen d'exemples particuliers. Il se divise en apprentissage supervisé et non supervisé. Le cas qui concerne les SVM est l'apprentissage supervisé. Les exemples particuliers sont représentés par un ensemble de couples d'entrée/sortie. Le but est d'apprendre une fonction qui correspond aux exemples vus et qui prédit les sorties pour les entrées qui n'ont pas encore été vues. Les entrées peuvent être des descriptions d'objets et les sorties la classe des objets données en entrée.[44]

IV.4 SVM Principe de fonctionnement général

Le but des SVM est de trouver un classificateur qui va séparer les données et maximiser la distance entre ces deux classes. Avec SVM, ce classificateur est linéaire appelé « hyperplan » [44].

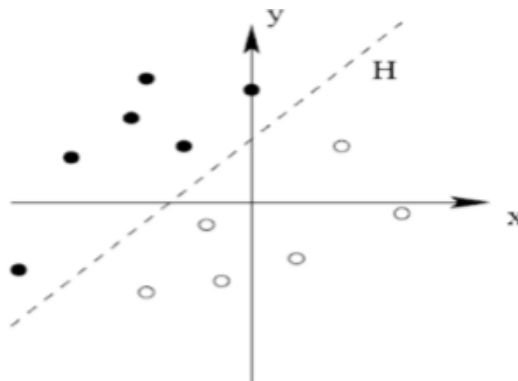


Figure IV.1: séparation de deux ensembles de points par un Hyperplan H. [44]

Les points les plus proches, qui seuls sont utilisés pour la détermination de l'hyperplan, sont appelés vecteurs de support.

Il est évident qu'il existe une multitude d'hyperplan valides mais la propriété remarquable des SVM est cet hyperplan doit être optimal. Nous allons donc en plus chercher parmi les hyperplans valides, celui qui passe « au milieu » des points des deux classes d'exemples. [44]

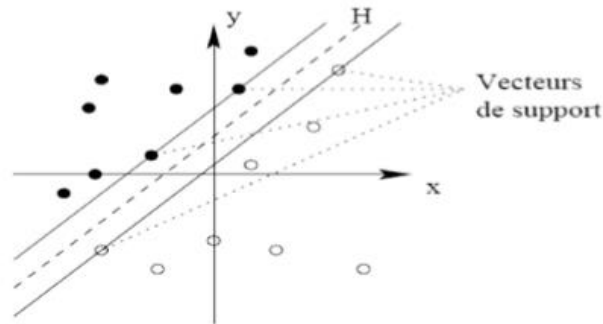


Figure IV.2: Vecteurs de support

Cela revient à chercher un hyperplan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale. On appelle cette distance « marge » entre l'hyperplan et les exemples [45].

L'hyperplan séparateur optimal est celui qui maximise la marge. Comme on cherche à maximiser cette marge, on parlera de séparateurs à vaste marge.

Dans le schéma qui suit, on détermine un hyperplan qui sépare les deux ensembles de points.

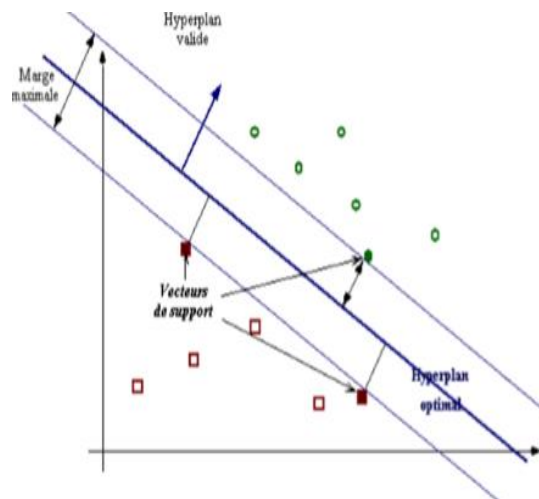


Figure IV.3: Hyperplan optimal, marge et vecteurs de support.[45]

IV.5 Pourquoi maximiser la marge?

Intuitivement, le fait d'avoir une marge plus large procure plus de sécurité lorsque l'on classe un nouvel exemple. De plus, si l'on trouve le classificateur qui se comporte le mieux vis-à-vis des données d'apprentissage, il est clair qu'il sera aussi celui qui permettra au mieux de classer les nouveaux exemples.

Dans le schéma qui suit, la partie droite nous montre qu'avec un hyperplan optimal, un nouvel exemple reste bien classé alors qu'il tombe dans la marge. On constate sur la partie gauche qu'avec une plus petite marge, l'exemple se voit mal classé [45] [44] [42]. La

classification d'un nouvel exemple inconnu est donnée par sa position par rapport à l'hyperplan optimal [44] [43].

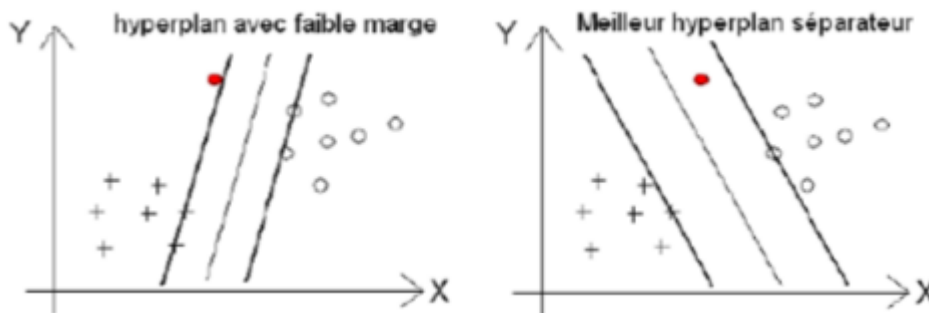


Figure IV.4: Maximisation de la marge[44]

IV.6 Linéarité et non linéarité

Dans les SVM, on constate deux cas de séparabilité :

1. Le cas linéairement séparable : plus simple, trouver facilement le classificateur linéaire
2. Le cas non linéairement séparable : plus complexe.

Dans la plupart des problèmes réels il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données, le classificateur de marge maximale ne peut pas être utilisé car il fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables [42].

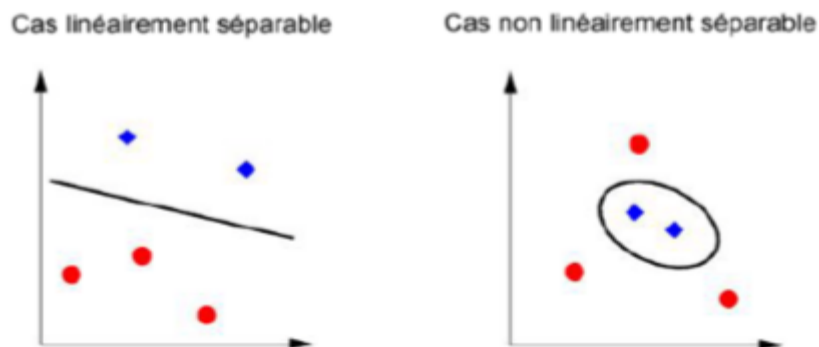


Figure IV.5: Linéarité et non linéarité. [42]

➤ Cas non linéaire

Le principe consiste à projeter les données de l'espace d'entrée (appartenant à deux classes différentes) non linéairement séparables dans un espace de plus grande dimension appelé «espace de caractéristiques ou espace de ré-description » de façon à ce que les données deviennent linéairement séparables.[42]

On a donc une transformation d'un problème de séparation non linéaire dans un espace de représentation en un problème de séparation linéaire dans un espace de ré-description de plus grande dimension. Cette transformation est réalisée via une fonction noyau [42].

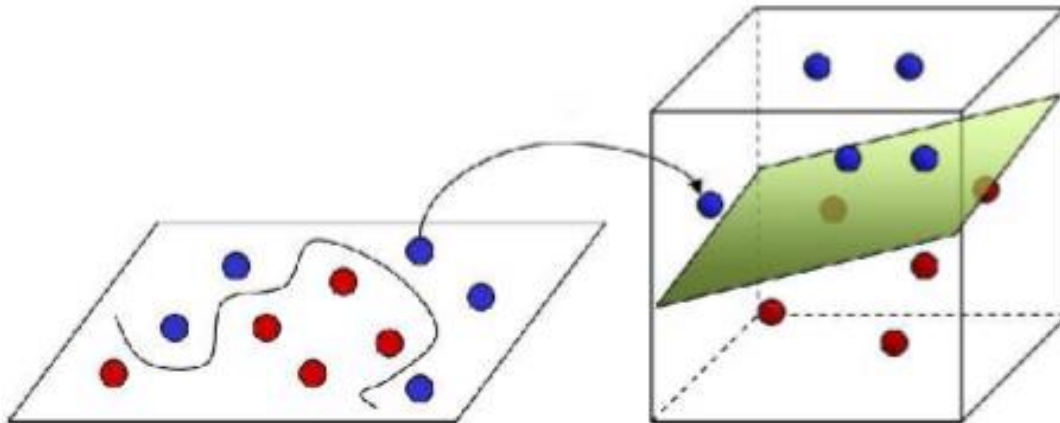


Figure IV.6: Transformation de l'espace de représentation et l'hyperplan séparateur dans le cas non linéairement séparables.[42]

IV.7 SVM pour le cas multi classes

La plupart des problèmes ne se contentent pas de deux classes de données. Il existe plusieurs méthodes pour faire la classification multi classes. Citons les plus utilisées : La première méthode, celle que nous utilisons dans notre application, est une méthode dite Un-contre-Un. Au lieu d'apprendre N fonctions de décisions, ici chaque classe est discriminée d'une autre.[42]

La deuxième méthode est appelé Un-Contre-Tous. C'est une approche étendant la notion de marge aux cas multi classes. Cette formulation intéressante permet de poser un problème d'optimisation unique. Le problème fait intervenir N fonctions de décision

IV.8 Avantages et inconvénients

Avantages

- Les SVM possèdent des fondements mathématiques solides.
- Les exemples de test sont comparés juste avec les supports vecteur et non pas avec tout les exemples d'apprentissage.

- Décision rapide. La classification d'un nouvel exemple consiste à voir le signe de la fonction de décision $f(x)$.

Inconvénients

- Classification binaire d'où la nécessité d'utiliser l'approche un-contre-un.
- Grande quantité d'exemples en entrées implique un calcul matriciel important.
- Temps de calcul élevé lors d'une régularisation des paramètres de la fonction noyau.

IV.9 Les domaines d'applications

SVM est une méthode de classification qui montre de bonnes performances dans la résolution de problèmes variés. Cette méthode a montré son efficacité dans de nombreux domaines d'applications tels que le traitement d'image, la catégorisation de textes ou le diagnostics médicales et ce même sur des ensembles de données de très grandes dimensions. La réalisation d'un programme d'apprentissage par SVM se ramène à résoudre un problème d'optimisation impliquant un système de résolution dans un espace de dimension conséquente. L'utilisation de ces programmes revient surtout à sélectionner une bonne famille de fonctions noyau et à régler les paramètres de ces fonctions.[46]

Ces choix sont le plus souvent faits par une technique de validation croisée, dans laquelle on estime la performance du système en la mesurant sur des exemples n'ayant pas été utilisés en cours d'apprentissage. L'idée est de chercher les paramètres permettant d'obtenir la performance maximale. Si la mise en œuvre d'un algorithme de SVM est en général peu coûteuse en temps, il faut cependant compter que la recherche des meilleurs paramètres peut requérir des phases de test assez longues [46].

IV.10 Résultat Obtenus et discussion

Pour l'évaluation de la performance et la qualité de la classification par SVM, nous avons calculé le taux de classification, pour les cas normaux et pathologie (PVC et APC). Ces résultats sont résumés dans tableau IV.1

Paramètres d'évaluation	Type de battements	Nombre des battements reconnus / nombre total de battements	Valeur (%)
Taux de classification, (%)	N	4396/4430	99.23
	PVC	1362/1375	99.05
	APC	931/945	98.51
Total		2229/2250	98.93

Tableau IV.1 : Résultats de Classification par SVM du réseau d'ondelette pour les différents types de battements cardiaques.

Les résultats présentés dans le tableau IV.1 montrent des taux de classification satisfaisant de la méthode proposée. La discrimination entre les battements cardiaques est très acceptable pour les différentes classes.

IV.11 Conclusion

SVM est une méthode de classification qui montre de bonnes performances dans la résolution de problèmes variés. Cette méthode a montré son efficacité dans de nombreux domaines d'applications tels que le traitement d'image, la catégorisation de textes ou le diagnostics médicales et ce même sur des ensembles de données de très grandes dimensions.

Conclusion Générale

Conclusion générale

Le signal électrocardiogramme ECG est un Examen très employé dans le domaine de la cardiologie. Ce signal représente l'activité électrique du cœur.

Cette mémoire a été consacrée à l'analyse et synthèse de méthodes de détection du complexe QRS du signal Electrocardiogramme. L'application des différents algorithmes mis en œuvre dans cette mémoire sur la base de données MIT-BIH permet de détecter pour chaque battement cardiaque les complexes QRS et de les caractériser par leurs emplacements temporels, leurs largeurs et leurs amplitudes. L'interprétation de ces paramètres en corrélation avec des structures de fonctionnement cardiaques normales, conduit au développement d'un système d'aide au diagnostic de cas pathologiques.

Nous avons décrit dans le deuxième chapitre les méthodes d'analyse et de traitement du signal.

Parmi ces méthodes il y a la transformée de Fourier qui constitue le point de départ pour l'analyse fréquentielle. Elle donne une représentation « fréquence – amplitude » d'un signal, mais ne permet pas l'étude de signaux non stationnaires et ne permet pas non plus de savoir à quels instants les fréquences ont été émises.

La seconde méthode c'est la transformée de Fourier fenêtrée, elle permet une représentation « temps – fréquence » d'un signal, mais l'inconvénient majeur de cette transformation est que la taille de sa fenêtre est fixe.

Différentes méthodes de détection des complexes QRS du signal ECG ont été décrites dans ce mémoire : elles sont basées sur une analyse temporelle du signal ECG. Leurs performances ont été évaluées et leurs limites étudiées. Ces limitations sont essentiellement liées à la qualité du signal ECG. En effet un enregistrement très bruité ou encore d'autres paramètres comme : extrasystoles ventriculaires de faible amplitude, des ondes P et T comparables à celui des ondes R, forte diminution de l'amplitude de l'onde R, affectent énormément la détection des complexes QRS et diminue ainsi la robustesse de chacune des méthodes.

Références :

- [1] M. E. Debeney, " Le cœur en action, Institut d'édition Sanofi-Synthélab ",1997.
- [2] M. Fischbach, " Guide pratique du cardiaque, prévention et suivi ", Ed. Frison Roche, 2002.
- [3] P. Obraska, L. Perlemuter et J. Quevauvilliers " Médecine, appareill cardiovasculaire " Edition Masson Tome II , 1968.
- [4] K. Bensafia, " Transmission sans fil, par voie GSM, et traitement du signal électrocardiographie(ECG) ", Mémoire de magister en électronique, université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou ,2015.
- [5] <http://www.md.ucl.ac.be/peca/ecg.html> 2018
- [6] M. Blondeau, M. Hiltgen, "ELECTROCARDIOGRAPHIE CLINIQUE ", Masson, 1980.
- [7] S. A. Jones, M.S Ed, MHA, EMT-P, "ECG NOTES INTERPRETATION AND MANAGEMENT GUIDE ", F. A. Davis Company, Philadelphia, USA, 2005
- [8] J. Adamec, R. Adamec « ECG HOLTER : MANUEL D'INTERPRETATION ELECTROCARDIOGRAPHIQUE », Edition Medicine ET Hygiene, 2000.
- [9] Denise Hebert « Lire un ECG ».
- [10] A. L. Goldberger, " clinical Electrocardiography: A simplified Approach ", Journal,2006.
- [11] J. R. Hamilton, " the ECG in Practice, International Edition, Churchill Livingstone", 2003.
- [12] (Image extraite du site www.e-cardiologie.com) 2018.
- [13] J. Morlet, G. Arens, E. Fourgeau et D. Giard "Wave propagation and sampling theory, complex signal and scattering in multilayered media", Geophysics, pp. 203:221, 1982.
- [14] S. Mallât. " Une exploration des signaux en ondelettes ". Editions de l'Ecole Polytechnique, Ellipses édition, Paris, 2000.
- [15] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim, and J.M. Poggi. "Les ondelettes et leurs applications ". Edition Hermès Science, Paris, 2003.
- [16] D. Gabor, " Theory of communication", J Inst Elect. Eng, Vol 93, p: 429-457, London, 1946.

Références

- [17] R. Benzid, F. Marir, A. Boussaad, M. Benyoucef et D. Arar. "Fixed percentage of Wavelet coefficients to be zeroed for ECG compression", IEEE Electronics.
- [18] Z Lu, D. Y. Kim ET W. A. Pearlman, " Wavelet compression of ECG signals by the set partitioning in hierarchical trees algorithm", IEEE Trans. Biomedical engineering, Vol. 47, N° 7, p. 849-856, 2000.
- [19] A. Said. ET W. A. Perrlman "A new fast and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees ", IEEE Transation Circuits et systems for video technology, Vol. 6, N°3, p. 243-250, 1996.
- [20] J. L Starck. " The curvelet transform for image denoising ", IEEE Trans. Image processing, Vol. 11, N° 6, p. 670-684, 2002.
- [21] X. P Zhang. et M. D. Desai. "Adaptive denoising based on SURE risk ", IEEE Signal processing letters, Vol. 5, N° 10, p 265-267, 1996.
- [22] D. L Donoho. " De-noising by soft-thresholding ", IEEE Transation Information theory, Vol. 41, N° 3, p. 613-627, 1995.
- [23] S. H Yang. " Filter evaluation for dwt-domain image watermarking ", IEEE Electronics letters, Vol. 39, N° 24, 2003.
- [24] Y. Meyer. " Ondelettes et opérateurs I – Ondelettes ", Hermann, Paris, 1990.
- [25] S.A Mallat, " Wavelet tour of signal processing ", Academic Press, 2^{ème} édition, 1998.
- [26] S. Mallat, "Une exploration des signaux en ondelettes". Editions de l'Ecole Polytechnique, Ellipses édition, Paris, 2000.
- [27] A Cohen "Ondelettes et Traitement Numérique du Signal", Masson 1992. Electronics letters, Vol. 39, N° 24, 2003.
- [28] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim, and J.M. Poggi. " Les ondelettes et leurs applications ". Edition Hermès Science, Paris, 2003.
- [29] G Strang. et T.Nguyen, " Wavelets and Filter Banks ", Wellesley-Cambridge press, 1996.
- [30] J. Proakis, D. Manolakis, "Digital signal processing, Principals & Algorithms & Application", 3rd. Ed, Printing Hall, 1996.

Références

- [31] G Erlebacher. "Wavelet Theory and Applications", ICASE/ La RC Series Science and Eng. Oxford Univ. Press 1996.
- [32] A. Menard, "Dual microprocessor system for cardiovascular data acquisition, processing and recording". IEEE Int. Conf. Industrial Elect. Cont,Instrument, pp. 64-69, 1981.
- [33] W.P. Holsinger, K.M. Kempner, and M.H. Miller, "A QRS preprocesso based on digital differentiation", IEEE Trans. Biomed Eng. Vol. 18, pp. 121-217, May 1971.
- [34] J. Pan and W. J. Tompkins, "A Real-Time QRS Detection Algorithm", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME-32, pp. 230-236, March 1985.
- [35] Nitish V.Thakor, John G. Webster and Willis Tompkins, "Estimation of QRS Power Spectra for Design of QRS filter", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 31, No.11, pp.702-706, November 1984.
- [36] Nitish V. Thakor, "From Holter Monitors to Automatic Defibrillators Developments in Ambulatory Arrhythmia Monitoring", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.31, No.12, pp.770-778, December 1984.
- [37] N Dib, R Benali, Z. Hadj Slimane et F. Bereksi-Reguig. "Delineation of the complexqrs and the t-endingwavelettransform and surface indicator". Proceeding of the 7th IEEE International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications (WOSSPA) pp: 83-86, 9-11 May 2011.
- [38] S. Pal, M. Mitra. "Detection of ECG characteristic points using Multire solution Wavelet Analysis based Selective Coefficient Method". Journal of Measurement 43, p 255-261, 2010.
- [39] J. Proakis, D. Manolakis, "Digital signal processing, Principals et Algorithms et Application", 3^d Edition, Printing Hall, 1996.
- [40] V. Vapnik, "The nature of statistic all earning the or Wiley", New York, 1998
- [41] D. Kharroubi, "Etude de techniques de classement " Machines `a vecteurs sup ports " pour la v^{erification} automatique du locuteur", Kharroubi Djamel, 2002.
- [42] H. Mohamadally, B. Fomani "SVM : Machines `à Vecteurs de Support ou S'éparateurs `a Vastes Marges Versailles St Quentin", France 16 janvier 2006

Commenté [a1]:

Références

[43] J. Milgram, "Contribution à l'intégration des machines à vecteurs de support au sein des systèmes de reconnaissance des formes : Application à la lecture automatique de l'écriture manuscrite", MONTRÉAL, LE 29 JUIN 2007.

[44] H. Mohamadally, B. Fomani, "SVM machine à vecteurs de support ou séparateur à vaste marge" Tapez une équation ici., Versailles St Quentin, France, janvier 2006.

RESUME

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 détection des ondes P, Q, R, S, T est d'une importance capitale dans l'analyse automatique du signal ECG. Dans notre travail et une quantification de la corrélation entre le rythme cardiaque (RR) et le complexe QRS pour différents cas pathologiques et cas normaux est décrite. On s'est intéressé aux ondelettes comme outil de travail. Les paramètres d'analyse sont les valeurs minimales (Min), maximale (Max), la déviation standard (SD) et la valeur moyenne de la racine carrée (RMS) dans le but de détection d'extrasystole auriculaire (APC) et extrasystole ventriculaire (PVC), ces résultats vont être exploités dans l'étape de classification SVM.

Mots clés : Electrocardiogramme ; RR ; QRS ; analyse temporels ; APC ; PVC ; SVM.

Abstract

The electrocardiogram (ECG) signal is widely employed as one of the most important tools in clinical practice in order to assess the cardiac status of patients. It represents the variations of the electrical activity of the heart as function of time. Detection of P, Q, R, S, T waves is important in the automatic ECG signal analysis. In our study we focused on quantification of correlation between the heart rate (RR) and the (QRS) complex for different pathological cases and normal cases is described. We have been interested in wavelets as a working tool.

The analysis parameters are the minimum value (Min) The maximum value (Max), the standard deviation (SD) and the average value of the square root RMS for the purpose of detection of atrial extra systole (APC) and ventricular extra systole (PVC), these results will be exploited in the SVM classification step.

ملخص الأطروحة

إشارة المخطط الكهربائي للقلب (م ك ق) تستعمل على نطاق واسع باعتبارها واحدة من أهم الأدوات التطبيقية في العيادة من أجل تقييم حالة قلب المرضى. إنها تمثل تغير النشاط الكهربائي للقلب مع الزمن. إن اكتشاف الموجات (P, Q, R, S, T) لها أهمية قصوى في تحليل إشارة ECG التلقائية. تتمركز دراستنا حول العلاقة بين معدل ضربات القلب (RR) ومركب (QRS) لمختلف الحالات، المرضية والعادية. باستخدام الموجات الصغيرة كأداة للعمل. بمراعات الخصائص التحليلية التالية القيمة الدنيا (Min) القيمة القصوى (Max) والانحراف المعياري. (SD) ومتوسط قيمة الجذر التربيعي (RMS) لغرض اكتشاف اضطراب انسداد الأذني (APC) وانقباض البطين (PVC) سيتم استغلال هذه النتائج في خطوة تصنيف (SVM).