

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieure et de la Recherche Scientifique

Université Abderrahmane Mira

Faculté de la Technologie



Département d'Automatique, Télécommunication et d'Electronique

Projet de Fin d'Etudes

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Télécommunications

Spécialité : Réseaux

Thème

Étude comparative des méthodes de Compression et Détection QRS des Signaux ECG Applications pour E-Santé

Préparé par :

BOUCHRIT Lotfi.

BOULKARIA Fouad.

Dirigé par :

Mr. A. ALLICHE

Mr. A. MEKHMOUKH

Examiné par :

Mr.Sadji (P)

Mme Gagaoua

Année universitaire : 2021/2022

DEDICACE

« Que le sage écoute, il augmentera son savoir, et celui qui est intelligent acquerra de l'habileté. Ecoute, mon fils, l'instruction de ton père et ne rejette pas l'enseignement de ta mère ».

Je dédie ce mémoire :

- A mon père Mohamed : l'éducation que j'ai reçue de lui est un bien précieuse ;
- A ma mère, Leila, pour son amour, son soutien et tes précieux conseils que tu ne cesses de m'apporter ;
- A mes grands-mères Ounissa et Nouara, mes frères Toufik et Naima, ma famille en général pour leur amour et leurs encouragements.
- A mes chers amis qui ont été toujours avec moi, (Ali, Youva, Tayeb, Syphax, Zidane et Tarik) sans oublier tous les autres amis .
- Mon cher frère Gorthen Khelifa pour son encouragement durant tout mon parcours universitaire. Sans oublier Siham qui m'a toujours épaulée.

Lotfi ..

Je dédie ce mémoire :

- A mon père Amar que je n'oublierai jamais paix a son âme une pieuse pensée pour lui.
- A ma mère, Malika, aucun mot n'est assez fort pour la remercier de m'avoir donné la vie. Une vie quelle as su remplir d'amour et de joie.
- A mes frères et sœur, ma famille en général pour leur amour et leurs encouragements.
- A mes chers amis qui ont été à mes côtés.

Fouad ..

REMERCIEMENTS

La rigueur scientifique et les exigences d'un travail de recherche sont souvent au-delà des seules capacités de l'étudiant. Il serait audacieux pour nous d'entrer dans le vif du sujet sans nous acquitter d'une dette de reconnaissance auprès des personnes qui ont contribué à la réalisation de ce modeste travail. On saisit l'occasion, pour exprimer notre profonde reconnaissance à toutes ces âmes généreuses qui nous ont aidés de près ou de loin à mener et à finaliser ce travail.

On exprime ainsi notre reconnaissance à :

-Mr Alliche.A et Mr Mekhmoukh.A d'avoir proposé le thème de ce mémoire, ainsi que pour leurs disponibilités durant tout le travail, sans oublier aussi leurs critiques qui nous ont appris beaucoup de choses.

-Nous tenons aussi à remercier les membres du jury d'avoir accepté de juger notre travail.

- Nos remerciements s'adressent également à toutes les personnes qui nous ont aidés de près ou de loin pour l'aboutissement de ce modeste travail surtout pour notre cher ami Nabil iftisen notre futur doctorant en génie électrique.

- nous tenons à remercier aussi tout l'ensemble du staff administratif de l'université Abderrahmane MIRA-Bejaia pour l'encadrement, le suivie et les efforts fournis envers toutes la communauté universitaire.

Résumé

La survenue d'arythmie est souvent liée à la fréquence cardiaque, il est un élément de base dans le diagnostic de l'arythmie, ce qui illustre l'importance de la détection du complexe QRS. L'algorithme de détection est le composant le plus critique dans la conception d'un détecteur du complexe QRS, dans ce travail nous avons présenté une implémentation et simulation des algorithmes de détection de PAN&TOMPKINS et d'ondelette en utilisant le logiciel MATLAB.

La compression des signaux Electrocardiogramme (ECG) constituent un des thèmes majeurs de la recherche biomédicale. Elle joue un rôle important de nos jours pour accélérer le diagnostique des maladies cardiovasculaires.

La compression des signaux ECG trouve un nouvel intérêt à cause de la télémédecine. Elle est nécessaire pour réduire la quantité de données à stocker et à transmettre vers un autre centre hospitalier à travers un réseau Internet ou Intranet.

L'étude abordée dans notre travaille porte sur le développement, l'implémentation, et l'évaluation de plusieurs algorithmes de compression des signaux ECG.

Ces algorithmes concernent principalement, la compression des signaux ECG par : DCT, FFT, DST et DWT.

Les résultats expérimentaux obtenus en testant les différentes méthodes proposées sur les enregistrements ECG réels des bases de données MIT-BIH démontrent la fiabilité de la méthode d'ondelettes et cela en comparant le taux de compression de cette dernière qui est élevé et l'erreur moyenne, taux de distorsion qui sont faible par rapport à d'autres méthodes étudié.

Abstract

The occurrence of arrhythmia is often related to the heart rate, it is a basic element in the diagnosis of arrhythmia, which illustrates the importance of QRS complex detection. The detection algorithm is the most critical component in the design of a QRS complex detector, in this work we presented an implementation and simulation of PAN&TOMPKINS and wavelet detection algorithms using MATLAB software.

Electrocardiogram (ECG) signal compression is one of the major topics in biomedical research. It plays an important role nowadays to accelerate the diagnosis of cardiovascular diseases.

The compression of ECG signals is finding a new interest because of telemedicine. It is necessary to reduce the amount of data to be stored and transmitted to another hospital through an Internet or Intranet network.

The study addressed in our work concerns the development, implementation, and evaluation of several algorithms for the compression of ECG signals.

These algorithms concern mainly, the compression of ECG signals by : DCT, FFT, DST and DWT.

The experimental results obtained by testing the different proposed methods on real ECG recordings from the MIT-BIH databases demonstrate the reliability of the wavelet method by comparing its high compression ratio and low mean error, distortion rate with other studied methods.

ملخص

غالبًا ما يرتبط حدوث حالات عدم انتظام ضربات القلب بمعدل النبضات، وهو عنصر أساسي في تشخيص الحالة المرضية لعدم انتظام النبضات، مما يوضح أهمية الكشف عن مجمع QRS. تعد خوارزمية الكشف العنصر الأكثر أهمية في تصميم كاشف معقد QRS، في هذا العمل قمنا بتنفيذ ومحاكاة لخوارزميات TOMPKINS & PAN وكشف الموجات باستخدام برنامج MATLAB.

يعد ضغط إشارات مخطط القلب الكهربائي (ECG) أحد الموضوعات الرئيسية للبحث الطبي الحيوي. يلعب دورًا مهمًا في الوقت الحاضر في تسريع تشخيص أمراض القلب والأوعية الدموية.

يجد ضغط إشارات مخطط كهربية القلب اهتمامًا جديدًا بسبب التطبيق عن بُعد. من الضروري تقليل كمية البيانات المراد تخزينها ونقلها إلى مركز مستشفى آخر عبر شبكة الإنترنت أو الإنترنت.

تركز الدراسة التي تم تناولها في عملنا على تطوير وتنفيذ وتقييم العديد من خوارزميات ضغط إشارة ECG.

تتعلق هذه الخوارزميات بشكل أساسي بضغط إشارات تخطيط القلب بواسطة: DCT و FFT و DST و DWT.

النتائج التجريبية التي تم الحصول عليها عن طريق اختبار الطرق المختلفة المقترحة على تسجيلات تخطيط القلب الحقيقية لقواعد بيانات معهد للتكنولوجيا MIT- BIH توضح موثوقية طريقة التمويج وذلك بمقارنة معدل الضغط للأخير المرتفع ومتوسط الخطأ. منخفضة مقارنة بالطرق الأخرى التي تمت دراستها.

Sommaire

Introduction générale

Chapitre I : le cœur et l'électrocardiogramme

I.1.introduction :	1
I.2. Le Cœur :	1
I.2.1. Anatomie du cœur :	1
I.2.2. Le fonctionnement électrique du cœur :	2
I.3. L'électrocardiogramme :	3
I.4 : Les ondes et intervalles d'un ECG :	4
I.5. Bruit visible sur l'électrocardiogramme :	5
I.6. La base des données MIT-BIH :	7
I.7. La Détection des différentes composantes d'un signal ECG :	7
I.8.Compression de l'ECG :	7
I.9.Conclusion :	8

Chapitre 2 : méthode de détection QRS

II.1. Introduction :	9
II.2. La méthode de Pan & Tompkins pour la détection du complexe QRS :	9
II.2.1. Les limites de l'algorithme de Pan et Tompkins :	14
II.2.2. Méthode de Dubois :	14
II.3. Méthodes basées sur la transformée en ondelettes :	16
II.3.1. Transformation en ondelette [14] :	16
II.4. Description de l'algorithme :	17
II.4.1. Calcul de l'échelle dominante du pic R :	17
II.4.2. Détecteur basé sur un seuil :	17
II.4.2.1. Étape 1 - Suppression de l'effet de bord :	17
II.4.2.2. Étape 2 - détection des pics maximaux positifs :	17
II.4.2.3. Étape 3 - intervalle de recherche locale :	18
II.5. Conclusion :	19

Chapitre III: Compression de l'ECG

III .1.Introduction :	20
III.2.Transformée en Cosinus Discrète (DCT) :	20
III.3.Theorie des ondelettes :	24
III.3.1.définition :	24
III.3.2.Historique des ondelettes :	25

Sommaire

III.3.3.Aspect mathématique de la transformée en ondelette :	25
III.3.4. La transformée en ondelette continue CWT (Continu wavelet transform) :	25
III.3.5. La transformée en ondelette discrète (Discrete wavelet Transform : DWT) :	26
III.3.6 . choix de l'ondelette :	26
III.3.7.L'orthogonalité :	29
III.3.8. La Transformée en sinus discrète (DST) :	30
III.3.9. La Transformée de Fourier Rapide FFT (Fast Fourier Transform) :	30
III.3.10. Principe de la compression :	30
III.4. Conclusion :	32

Chapitre IV : résultats et discussion

IV.1. Introduction :	33
IV.2. La détection :	33
IV.2.1. méthode de Pan tompkins :	33
IV.2.1.1. filtrage et dérivation de signal ECG :	33
IV.2.1.2.seuil de signal ECG :	34
IV.2.1.3. Détection QRS de signal ECG :	35
IV.2.2. Méthode des ondelettes :	36
IV.2.2.1.traitement de signal ECG :	36
IV.2.2.2 : détection de pic R et l'intervalle RR :	37
IV.2.2.3 : détection de complexe QRS :	37
IV.3. La compression :	38
IV.3.1.La DCT :	38
IV.3.2.La FFT :	39
IV.3.3.La DST :	40
IV.3.4. La méthode d'ondelette :	41
IV.4.Détection de signal compressé :	45
IV.4.1. méthode de Pan tompkins :	45
IV.4.2.méthode des ondelettes :	46
IV.5.Conclusion :	48

Conclusion générale

Liste des figures

Figure I.1 : Anatomie du cœur et des vaisseaux associés.....	1
Figure I. 2 : Circulation artérielle et veineuse.....	2
Figure I.3 : Les tissus nodals.	3
Figure I.4 : Un électrocardiogramme.....	4
Figure I.5 : Tracé de l'ECG.	4
Figure I.6 : Interférence secteur 50 Hz.	6
Figure I.7 : Dérive de la ligne de base.	7
Figure II.1 : Diagramme des étapes de l'algorithme de Pan et Tompkins.....	9
Figure II.2 : étapes du traitement de l'algorithme de détection.....	10
Figure II.3 : Réponse en fréquence du filtre dérivateur représenté à l'échelle logarithmique.....	11
Figure II.4 : (a) : ECG filtré, (b) : sortie du filtre dérivateur, (c) : sortie du filtre intégrateur.....	12
Figure II.5 : Réponse en fréquence du filtre proposé par Pan & Tompkins.....	13
Figure II.6. À partir des 5 QRS précédents, l'algorithme calcule un seuil. Un maximum est validé comme complexe QRS s'il est supérieur au seuil.	13
Figure II.7. Dans le cas de l'enregistrement 108, le taux d'erreur est élevé.....	14
Figure II.8 : Méthode de Dubois.....	15
Figure II.9 : Enregistrement 207 avec une tachycardie ventriculaire.....	16
Figure II.10 : Le schéma de l'algorithme.....	18
Figure II.11 : La procédure de détection du pic maximum positif. (a) sujet 100 de la base de données MIT-BIH (b) sujet 102 également, deux pics étroitement pics étroitement adjacents.....	19
Figure III.1: Architecture de la méthode de compression et de décompression du signal ECG à base de la DCT.....	21
Figure III.2: Comparaison du taux de compression selon deux valeurs de PRD pour différentes longueurs de blocs.....	22
Figure III.3 : Signal original (battement ECG numéro 2) et sa transformée en Cosinus discrets du MIT-BIH 100.....	23
Figure III.4 : Signal reconstruit (battement ECG numéro 2) du MIT-BIH 100.....	24
Figure III.5 : signal original et signal reconstruit (numéro 2) du MIT-BIH 100 (PRD=6.9486).....	24
Figure III.6 : Tracé de quelques ondelettes.....	28
Figure III.7 : Tracé de la fonction d'ondelette de Haar.....	29
Figure III.8 : Spectre des ondelettes orthogonales.	30
Figure III.9 : Principe de compression-reconstitution.....	31
Figure IV.1 : filtrage et dérivation ECG 100.....	33
Figure IV.2 : filtre moyenne mobile ECG_100.....	34
Figure IV.3 : seuil de signal ECG_100.....	35
Figure : IV.4 : détection QRS de signal ECG_100.	35

Liste des figures

Figure IV.5 : bruitage de signal ECG_100.....	36
Figure IV.6 : pics R localisé de signal ECG_100.....	37
Figure IV.7 : détection de complexe de signal ECG_100.....	38
Figure IV.8 : battements cardiaque de signal ECG_100.....	38
Figure IV.9 : DCT de signal ECG_100.	39
Figure IV.10 : FFT de signal ECG_100.....	40
Figure IV.11 : DST de signal ECG_100.	41
Figure : IV.12 .la fenêtre WAVEMENU.	42
Figure IV.13 : Wavelet1-D.	42
Figure IV.14 : Signal original ECG_100.....	43
Figure IV.15 : Décomposition niveau 5.	43
Figure IV.16 : Signal original (rouge) et signal compressé (noir).....	44
Figure IV.17 : Erreur.....	44

Liste des tableaux

Tableau III .1 : Les types des ondelettes.....	27
Tableau IV.1 : les intervalles R_R avec la méthode Pan tompkins.....	36
Tableau IV.2 : les intervalles R-R avec la méthode d'ondelette.....	37
Tableau IV.3 : les résultats obtenus par les méthodes de compression.....	45
Tableau IV.4 .les intervalles R_R des signaux ECG après la compression.....	46
Tableau IV.5 .les intervalles R_R des signaux ECG après la compression.....	47

La liste des abréviations

MCV : Maladie cardiovasculaire

ECG : ElectroCardioGramme

DCT : Discrete Cosine Transform

NAV : nœud auriculo-ventriculaire

NS : noeud sinusal

QRS (complexe) : régions du signal ECG constituées des ondes Q, R et S

ST : Segment allant de la fin l'onde S au début de l'onde T

QT : Segment allant du début de l'onde Q à la fin de l'onde T

AZTEC : Amplitude Zone Time Epoch Coding

Fan : Algorithme de compression de l'ECG (Eventail)

CORTES : Coordinate Reduction Time Encoding System

TF : Transform Fourier

DCT : Discrete Cosine Transform

DWT : Discrete Wavelet Transform DRWC

PRD : percent Root mean square difference

TC : taux de compression

EM : erreur moyenne

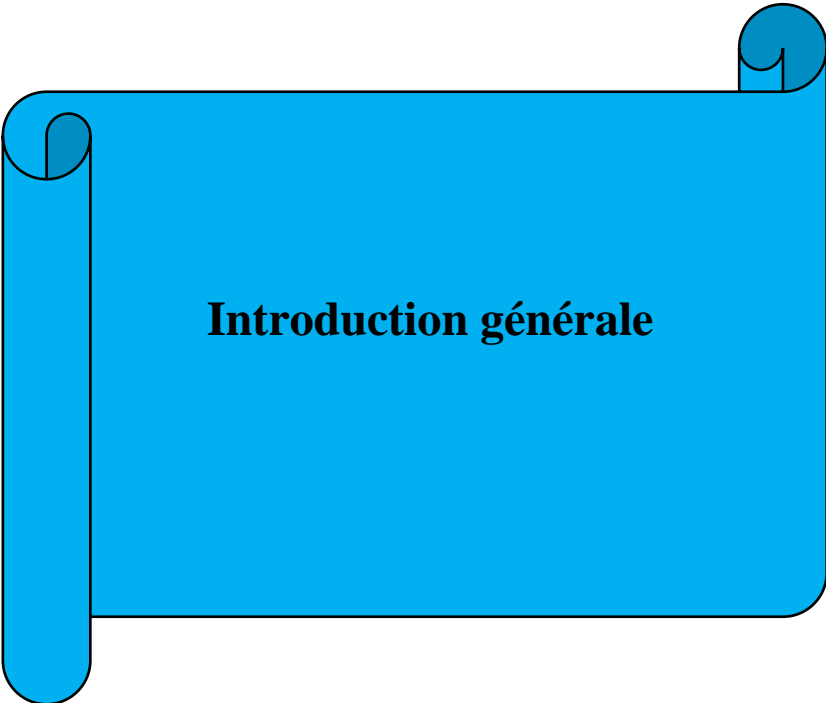
IDCT : Inverse Discrete Cosinus Transform

WT : Wavelet Transform

CWT : Continuons Wavelet Transform

DFT : Discrete Fourier Transform

FFT : Fast Fourier Transform



Introduction générale

Introduction générale

Une maladie cardiovasculaire est une pathologie qui touche le cœur et les vaisseaux sanguins. Il s'agit de la première cause de mortalité au monde. D'ailleurs après l'analyse du constat annuelle fait par l'organisation mondiale de la santé (OMS) on remarque que l'estimation des décès attribuables aux maladies cardiovasculaires atteint les 17 millions décès par an, et parmi les principales causes des MCV on a :

- Le tabagisme ;
- l'obésité ;
- une mauvaise alimentation ;
- l'excès d'alcool ;
- le manque d'activité physique ;
- L'hypertension artérielle et le diabète sont aussi des facteurs de risque.

Dans le cadre d'un bilan de santé de routine d'une personne d'âge mûr ou d'une personne âgée il est obligatoirement de dépister les anomalies cardiaques et évaluer les symptômes qui pourraient être dus à un problème cardiaque, tels que douleur thoracique, difficultés respiratoires, battements cardiaques rapides ou anormaux ou gonflement des jambes, on utilise un test qui mesure l'activité électrique du cœur qui est l'électrocardiographie (rapide, indolore et sans danger). C'est une représentation graphique temporelle des différences de potentiels prélevées entre plusieurs électrodes cutanées, ce qui permet d'avoir une connaissance sur les phénomènes électriques qui conduisent à la contraction musculaire cardiaque.

Après une introduction générale, nous avons abordé le premier chapitre, dans lequel nous avons exposé sommairement le fonctionnement du système cardiovasculaire, et notamment le cœur les notions fondamentales utiles pour comprendre l'origine du signal Électrocardiogramme, ainsi que sa détection.

Puis on s'est intéressé dans le deuxième et le troisième chapitre aux différentes méthodes de détection QRS et la description et la présentation de la compression des signaux ECG

Au final le quatrième chapitre a fait l'objet de la partie expérimentale de notre projet. En effet, nous avons appliqué la méthode efficace pour détecter le complexe QRS et de la compression d'un signal ECG.

Nous avons achevé ce manuscrit par une conclusion générale.



**Chapitre I : le cœur et
l'électrocardiogramme**

I.1.introduction :

Le système cardiovasculaire est constitué du cœur et du système vasculaire. Sa fonction principale est d'assurer la circulation du sang dans l'organisme afin de satisfaire aux besoins énergétiques et au renouvellement cellulaire quelle que soit les conditions ambiantes et l'activité de l'individu, son fonctionnement est basé sur l'enchaînement temporel d'évènements mécaniques et électrique , L'étude des phénomène cardiaque est assuré par l'électrocardiographie qui explore l'activité électrique du cœur par enregistrement des électrocardiogrammes, ce sont des tracés bidimensionnels qui inscrivent en fonction du temps les variations du potentiel électrique induites dans les différents points du corps par le cœur en activité. 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.

Dans ce premier chapitre, nous allons présenter l'anatomie cœur ainsi que son activité électrique, puis de manière détaillée nous expliquerons le principe de l'Electrocardiographie (ECG).

I.2. Le Cœur :

I.2.1. Anatomie du cœur :

Le cœur est un organe contractile assurant la circulation sanguine. C'est un muscle creux, séparé en deux moitié (droite et gauche) ; chacune des moitiés comporte une oreillette et un ventricule qui communiquent par des valves d'admission qui à l'état normale laisse passer le sang uniquement de l'oreillette au ventricule. La valve de cavité droite est la tricuspide celle de la cavité gauche est la mitrale ; il existe aussi des valves d'échappements qui assurent la communication entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire (valve pulmonaire), ainsi qu'entre le ventricule gauche et l'artère aorte (valve aortique). Ces valves d'admission et d'échappement empêche le sang de refluer, et ne peuvent être ouvertes en même temps pour le reste de l'organisme il est connecté au cœur par les deux veines caves (inferieur et supérieur) comme l'illustre la figure I.1.[1]

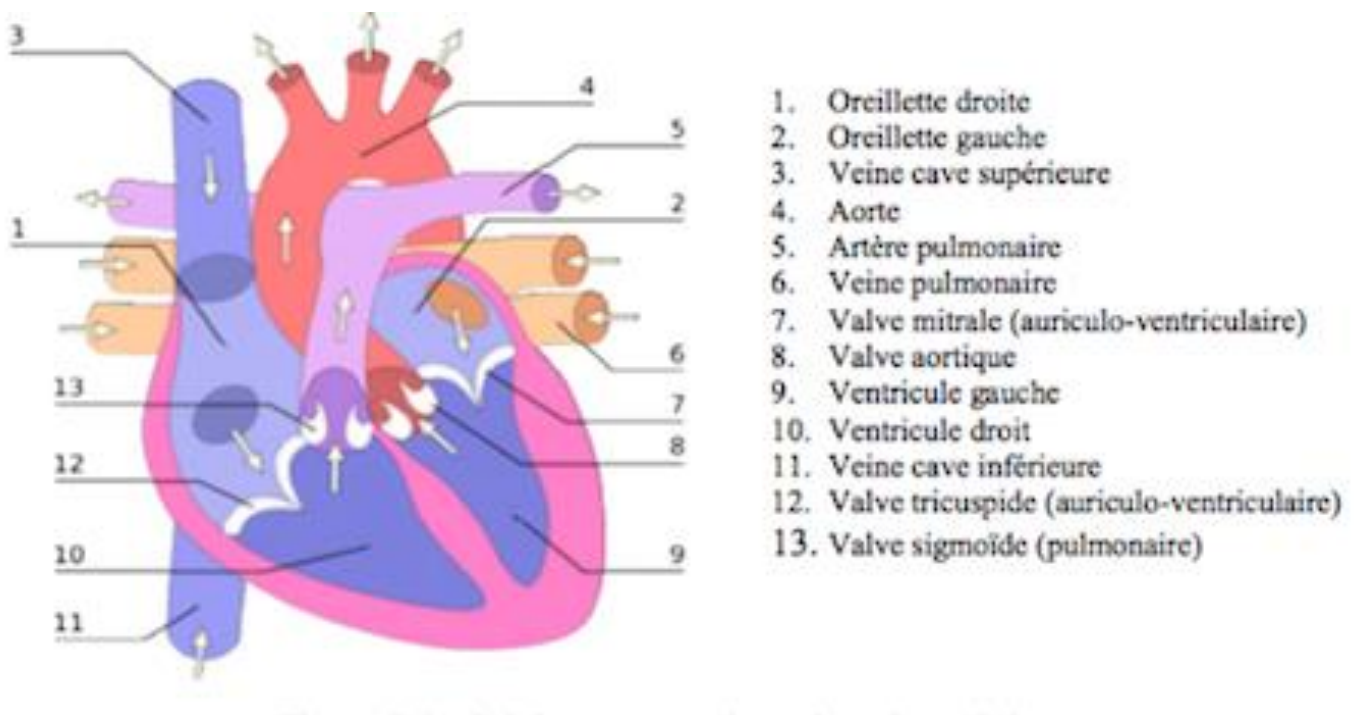


Figure I.1 : Anatomie du cœur et des vaisseaux associés.

Les parois du cœur sont constituées par un tissu musculaire appelé myocarde, les tissus annexes du myocarde sont l'endocarde qui le tapisse, et l'épicarde qui l'entoure à l'extérieur. Les ventricules ont pour fonction de pomper le sang vers les poumons, leurs parois sont alors plus épaisses que celle des oreillettes, et la contraction des ventriculaires est plus importante pour la distribution du sang ; le ventricule gauche est plus massif que le droit car il exerce une force considérable pour forcer le sang à travers tout le corps contre la pression corporelle, tandis que le ventricule droit ne dessert que les poumons comme l'illustre la figure I.2.

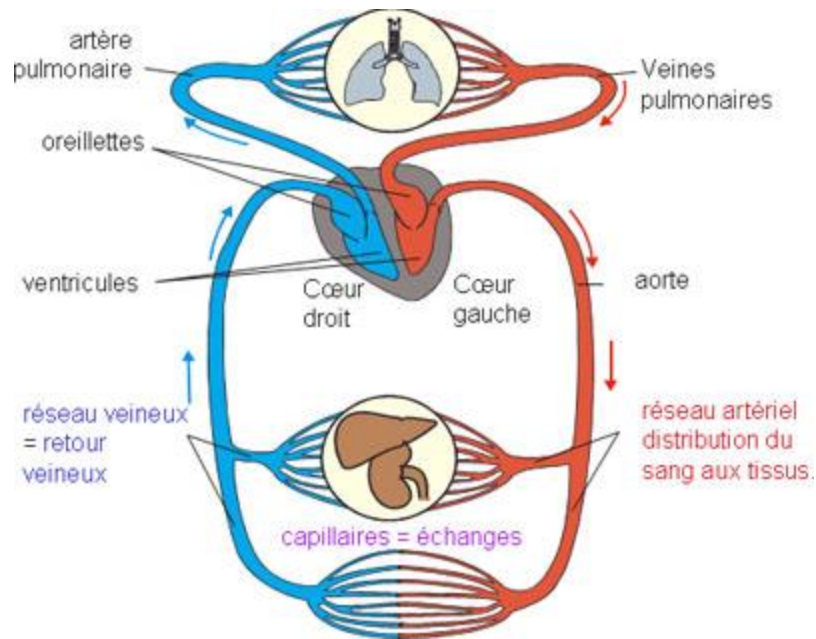


Figure I. 2 : Circulation artérielle et veineuse.

I.2.2. Le fonctionnement électrique du cœur :

La contraction du myocarde a pour origine la propagation d'une onde électrique qui existe les cellules musculaires dans un ordre bien établi afin que la contraction soit la plus efficace possible. Le système spécialisé d'excitation/conduction électrique comprend : le nœud sinusal, les voies spécialisées inter nodales, le nœud auriculo-ventriculaire (NAV), le faisceau de His appelé nœud pacemaker dominant du cœur, les branches droite et gauche et les fibres de Purkinje, comme le montre la figure I.3.[1]

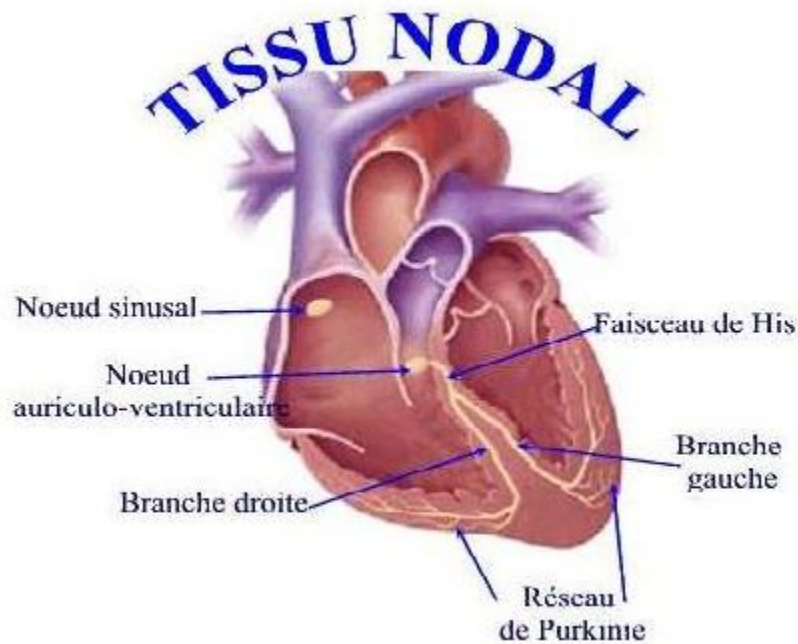


Figure I.3 : Les tissus nodals.

- Le noeud sinusal(NS) : il est situé dans la partie haute de la paroi intérieure de l'oreillette droite, au niveau ou débranche la veine cave supérieure. L'impulsion cardiaque initiée dans ce noeud est transmise aux deux oreillettes, cette transmission est facilité au moyen des voies inter nodales qui relient le noeud sinusal au noeud auriculo-ventriculaire.

-Le noeud auriculo-ventriculaire (NAV) : il est situé en bas de l'oreillette droite et est constitué de cellules qui présentent une conduction électrique lente. L'activation qui arrive au NAV est physiologiquement ralentie avant d'arriver au faisceau de His.

- Le faisceau de His : il est situé dans la partie haute du septum inter ventriculaire et ses fibres traversent le tissu connectif (non excitable), qui sépare électriquement les oreillettes des ventricules. Le faisceau de His comprend un tronc initial qui se divise en deux branches, droite pour le ventricule droit et gauche pour le ventricule gauche.

-Les fibres de Purkinje : les branches du faisceau de His finissent dans un réseau de fibres qui arrivent dans les parois ventriculaires.les fibres de Purkinje terminent en anastomose avec les fibres myocardiques musculaires facilitent leur excitation.

I.3. L'électrocardiogramme :

Un électrocardiogramme (ECG) désigne l'examen permettant l'enregistrement du rythme cardiaque. L'ECG consiste à étudier précisément l'activité du cœur, grâce à des électrodes posées sur la poitrine, les poignets et les chevilles. Cette activité est mesurée en plusieurs points du cœur, appelés dérivation. Elle est enregistrée sous la forme d'une courbe pour chacune d'entre elles. 12 dérivation sont classiquement apparentes sur le tracé et peuvent être étendues à 18 dans certaines circonstances. L'électrocardiogramme est pratiqué en cas de suspicion de maladie cardiaque, suite à 29 une douleur thoracique par exemple faisant suspecter un infarctus du myocarde, pour surveiller l'évolution d'une pathologie ou pour s'assurer de l'absence d'anomalie. L'ECG permet de découvrir des troubles du rythme cardiaque, des troubles de la conduction cardiaque, des signes de souffrance cardiaque... [2].

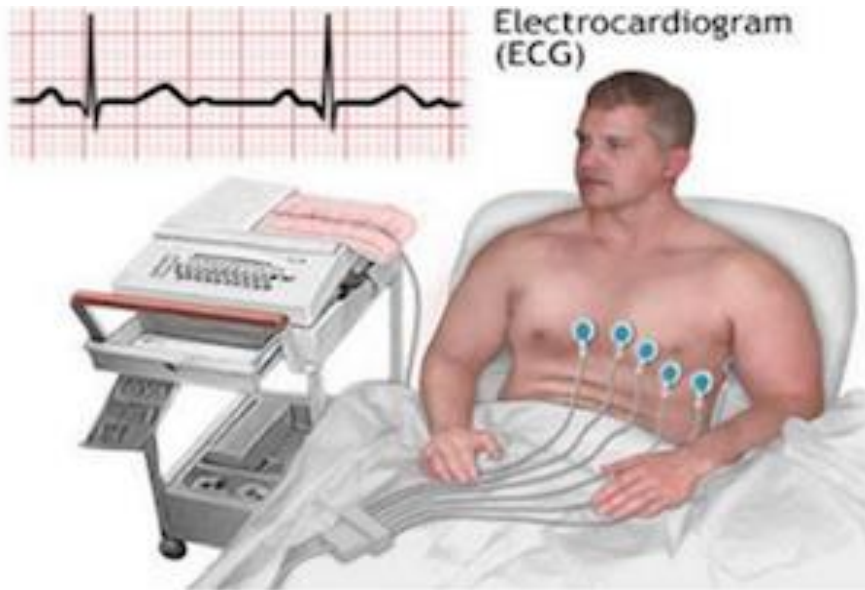


Figure I.4 : Un électrocardiogramme

I.4 : Les ondes et intervalles d'un 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 de base ou ligne isoélectrique. Ces déflexions sont dites positives si elles sont situées au-dessus de la ligne isoélectrique si non elles sont dites négatives.

Pour chaque battement cardiaque l'ECG enregistre principalement trois ondes successives comme le montre la figure I.5.

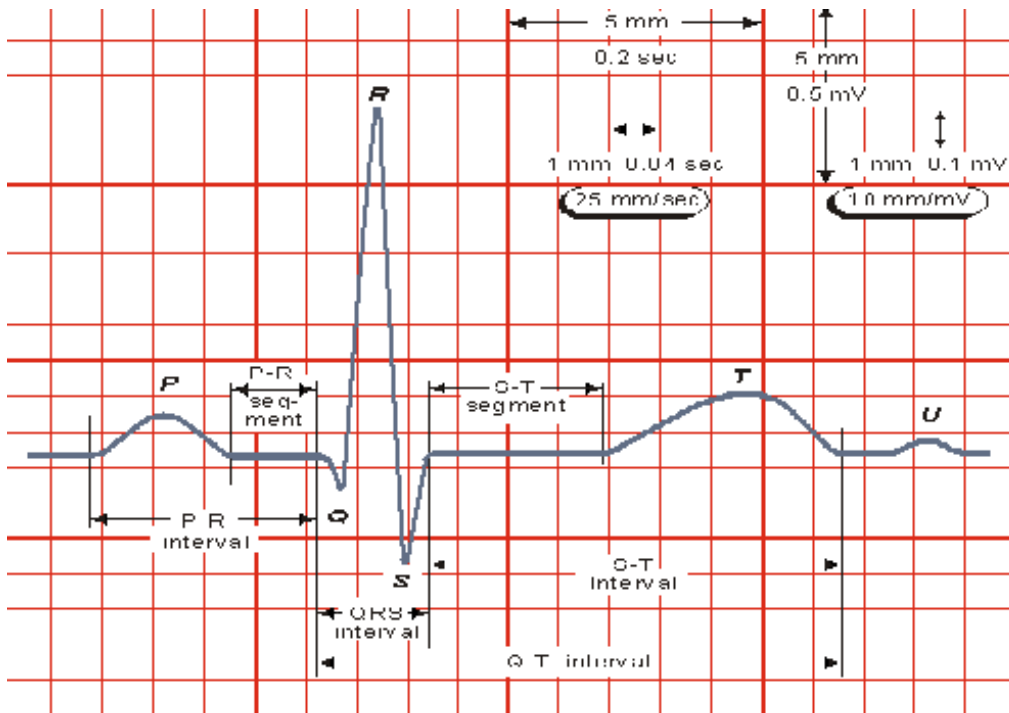


Figure I.5 : Tracé de l'ECG.

- ✚ **L'onde P** : elle représente la dépolarisation auriculaire, cette onde peut être positive ou négative avec une durée de l'ordre de 90ms. 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.
- ✚ **Le complexe QRS** : il correspond à la dépolarisation ventriculaire précédente 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.
- ✚ **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 P, ce qui indique que la dépolarisation et la repolarisation ne sont pas symétriques.
- ✚ **Onde U** : Onde positive qui suit l'onde T, dans certaines occasions. Elle est de faible amplitude et elle est visible dans certains cas notamment chez les athlètes. L'onde U est souvent associée aux processus de repolarisation ventriculaire tardive du myocarde.
- ✚ **L'intervalle RR** : Il est délimité par les sommets de deux ondes R consécutives et d'où est évaluée la fréquence cardiaque instantanée. Cet intervalle est utilisé pour la détection des arythmies ainsi que pour l'étude de la variabilité de la fréquence cardiaque.
- ✚ **Le segment ST** : il représente l'intervalle durant lequel les ventricules restent dans un état de dépolarisation actif. Il est aussi défini comme la durée entre la fin de l'onde S et le début de l'onde T.
- ✚ **L'intervalle PQ** : Il représente l'intervalle de temps entre le début de dépolarisation des oreillettes et le début de dépolarisation ventriculaire. Il représente le temps nécessaire à l'impulsion électrique pour se propager du nœud sinusal jusqu'aux ventricules et il est mesuré entre le début de l'onde P et le début du complexe QRS.
- ✚ **L'intervalle QT** : il représente la durée entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T. Cet intervalle reflète la durée de dépolarisation et repolarisation ventriculaire. En effet sa dynamique peut être associée à des risques d'arythmie ventriculaire et de mort cardiaque soudaine.

I.5. Bruit visible sur l'électrocardiogramme :

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

✓ **Bruit dû au secteur :**

Le réseau de distribution électrique peut parfois brouiller le signal électrocardiographique avec une onde dont l'harmonique principale est à 50 Hz comme montré sur la Figure (I.6). Ce type de bruit apparaît sur tout l'enregistrement et peut être assez fort mais il s'élimine facilement avec un filtre sélectif car c'est un bruit haute fréquence à bande étroite.

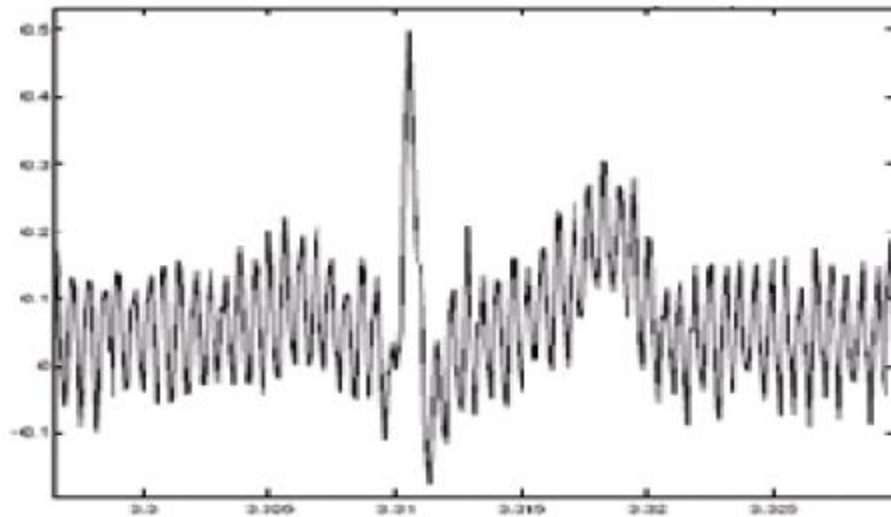


Figure I.6 : Interférence secteur 50 Hz.

✓ **Bruit dû aux mouvements d'électrodes :**

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

✓ **Mouvements de la ligne de base :**

Lors de l'enregistrement de l'électrocardiogramme, l'activité respiratoire peut faire osciller la ligne de base de l'ECG à un rythme régulier comme montré sur la Figure (I.7). D'autres perturbations peuvent avoir pour effet de déplacer temporairement la ligne de base comme, par exemple, les mauvais contacts entre la peau et les électrodes. Ces perturbations sont généralement peu gênantes pour l'analyse de l'ECG et peuvent être en grande partie filtrées car leur énergie se situe dans une bande de fréquence basse, qui empiète peu sur celle de l'ECG normal.

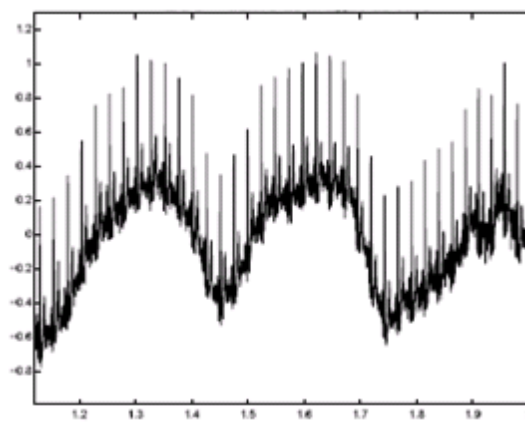


Figure I.7 : Dérive de la ligne de base.

✓ **Bruit myoélectrique ou tremblement somatique :**

La contraction d'un muscle est commandée par une dépolarisation des cellules musculaires et bien que les électrocardiographes soient construits pour être surtout sensibles aux fréquences du myocarde, l'ECG enregistre les contractions des muscles squelettiques. L'aspect le plus courant est une oscillation à haute

fréquence liée à la tension musculaire d'un sujet qui n'est pas convenablement détendu. Ces perturbations sont assez gênantes lorsque le patient bouge beaucoup ou lorsqu'il frissonne, elles peuvent noyer les ondes P et T et empêcher un diagnostic fiable. L'apparition de ces perturbations dépend de l'état du patient, s'il est très tendu, l'enregistrement peut être de mauvaise qualité sur toutes les voies de l'ECG.

Or, pour aborder toute opération d'analyse de l'ECG, il est impératif que le signal à traiter soit propre et dénué de tout élément parasite entraînant des lecteurs erronés. Par conséquent, l'opération de filtrage s'impose d'elle-même. Pour ce faire, l'opération exige deux étapes : filtrage du signal et suppression des ondulations de la ligne de base.

I.6. La base des données MIT-BIH :

Une base universelle qui contient 48 enregistrements d'une durée d'une demi-heure sur deux voies (DII et V5) [3,4]. Elle a été collectée par des chercheurs afin d'être utilisée comme une référence pour la validation et la comparaison des algorithmes sur le signal ECG.

Chaque enregistrement ECG est échantillonné à une fréquence de 360 Hz. L'avantage majeur de cette base est qu'elle contient un grand nombre de pathologies cardiaques, ce qui permet de valider les algorithmes sur un grand nombre de cas de signaux ECG.

Les enregistrements correspondent à des sujets qui sont 25 hommes âgés de 32 à 89 ans, Et 22 femmes âgées de 23 à 89 ans. Les signaux sont numérotés de 100 à 124 pour le premier groupe qui comporte une variété de formes d'ondes et de 200 à 234 pour le deuxième qui comporte une variété de cas pathologiques. Chaque enregistrement a été annoté indépendamment par plusieurs cardiologues (deux au moins) ce qui permet d'avoir des études plus fiables. Pour chaque enregistrement de la base de données, il existe trois fichiers différents avec les extensions suivantes : .dat, .hea et .atr [5].

I.7. La Détection des différentes composantes d'un signal ECG :

Dans le cadre du développement d'un outil d'aide clinique au corps médical, l'une des solutions qui ont été effectuées est basée sur un algorithme MATLAB. La détection des ondes P et T et des complexes QRS constitue le préalable dans l'analyse du signal ECG. Lorsqu'on identifie et on repère les positions de ces pics, il devient très facile d'extraire d'autres paramètres importants du signal tels que la fréquence cardiaque, la durée des intervalles, la durée du segment ST, ...etc. [6,7]. La morphologie de ces ondes n'est pas stable, elle peut varier d'un sujet à un autre, et même chez le même individu elle peut varier d'un cycle à un autre ; ceci rend la phase de détection automatique des pics très difficile, ainsi que le premier objectif d'un médecin c'est de déterminer le rythme cardiaque, la reconnaissance des ondes P, Q, R, S et T, voire leurs formes et leurs amplitudes, ainsi que la mesure des intervalles séparant les différentes ondes [8]. L'objectif principal de cette solution est donc de développer un outil d'aide clinique au corps médical lui permettant une identification automatique des différentes composantes du signal ECG ainsi qu'une meilleure interprétation et classification des pathologies qui pourraient en découler.

I.8. Compression de l'ECG :

L'électrocardiogramme comporte plusieurs informations essentielles pour le cardiologue : la durée, la forme et la taille des différentes ondes (P, Q, R, S et T). Ces informations doivent donc être conservées quelle que soit la méthode utilisée pour leur compression [9].

- **Classification des techniques de compression de l'ECG :**

Il existe plusieurs méthodes de compression, les plus utilisées sont :

- **Méthodes directes.**
- **Méthodes par transformées.**

Et y'auna des méthodes spécifiques à l'ECG – non spécifique à l'ECG. [9], [10].

A) Méthodes directes :

Ces méthodes consistent à représenter le signal ECG par une succession de segments de droites, c'est le cas des méthodes Aztec, Fan, Cortes, Asec...

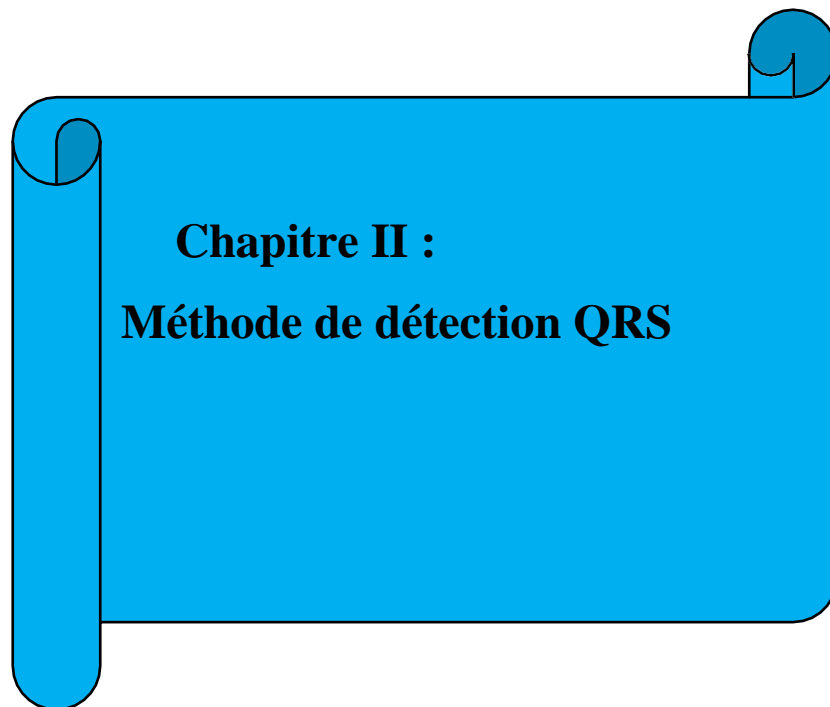
B) Méthodes par transformées :

Elles utilisent des outils mathématiques sophistiqués pour une implémentation sur Calculateur, Tel que : La DCT, le Spline Cubique, la TF, les ondelettes, [3]. Dans notre travail, on va ce basé sur les méthodes spécifique à l'ECG qui sont conçues spécialement pour la compression de l'ECG.

I.9.Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons introduit les éléments de base de l'électrophysiologie du cœur, de son fonctionnement ainsi que de son activité électrique. Par la suite nous avons parlé de l'électrocardiogramme (ECG), de son principe ainsi que des différentes ondes et intervalles enregistrés. Nous avons terminé ce chapitre d'une présentation de la base de données MIT-BIH.

Dans le chapitre prochain ont décrit les différentes méthodes de détection de complexe QRS.



Chapitre II :
Méthode de détection QRS

II.1. Introduction :

Le complexe QRS est une onde majeure dans tout battement normal de l'ECG. Il correspond à la dépolarisation des ventricules. En général, la durée, l'amplitude et la morphologie du complexe QRS sont utilisées pour le diagnostic des arythmies cardiaques.

Ces dernières années beaucoup d'études ont été développées afin de trouver un algorithme fiable et fonctionnant en temps réel.

Dans ce chapitre, nous allons décrire et étudier un ensemble d'algorithmes de détection des complexes QRS.

II.2. L'Algorithme de Pan & Tompkins pour la détection du complexe QRS :

Cette méthode développée par Pan et Tompkins [11], contient les étapes qui sont montrées dans la figure (II.1).

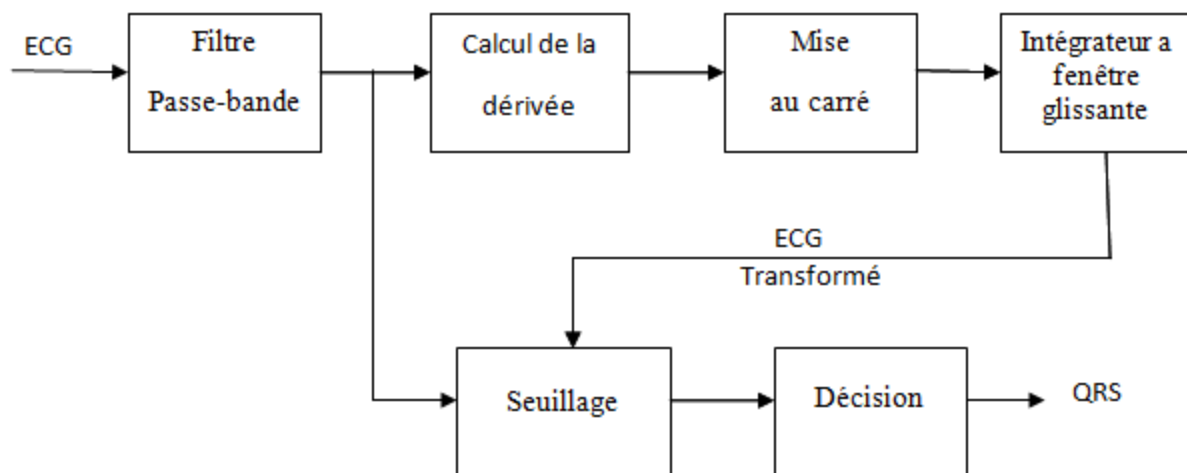


Figure II.1 : Diagramme des étapes de l'algorithme de Pan et Tompkins.

La figure II.2 : montre des signaux à différentes étapes du traitement numérique du signal.

1-filtrage passe-bande

2-dérivation

3-transformation non-linéaire

4- intégration

5- filtrage passe-bas

6- détection du maximum

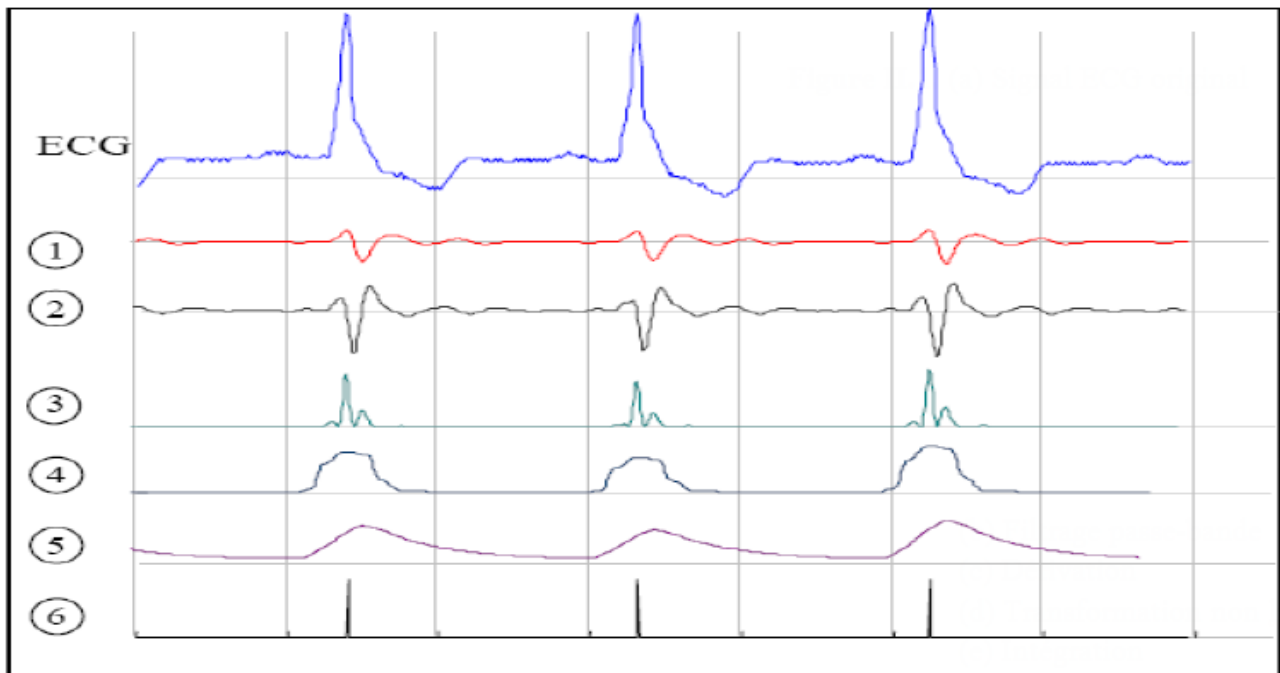


Figure II.2 : étapes du traitement de l'algorithme de détection.

On a défini quelques étapes de l'algorithme :

- **Filtrage passe-bande** : d'après les données physiologiques, les ondes R ont une énergie maximale dans la bande 5-15 Hz [12] . Il est donc normal de commencer par un filtrage du signal dans cette bande. Le filtre utilisé est un filtre récursif de bande passante 5-15 Hz. La sortie y_1 du filtre passe bande sera injectée dans un filtre dérivateur.
- **Dérivation** : le complexe QRS étant bref (entre 0.02 et 0.2), et de forte amplitude, la dérivée du signal à ce niveau présente des valeurs maximales élevées. On continue donc le traitement du signal par l'application d'un filtre dérivateur numérique y_2 afin de mettre en évidence les fortes pentes qui distinguent les complexes QRS des composantes de l'ECG de basses fréquences telles que les ondes P et T [11]. Un tel filtre est généré par l'équation aux différences suivante :

$$y_2(nT) = \left(\frac{1}{8T}\right) [-y(nT - 2T) - 2y(nT - T) + 2y(nT + T) + y(nT + 2T)] \quad (II.1)$$

La fonction de transfert du filtre est donnée par (Transformée en Z : $H(z)=Y_2(Z)/Y(Z)$) :

$$H(z) = \left(\frac{1}{8T}\right) (-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z^1 + z^2) \quad (II.2)$$

Sa réponse en amplitude est :

$$|H(wT)| = \left(\frac{1}{4T}\right) [\sin(2wT) + 2 \sin(wT)] \quad (II.3)$$

La figure (II.3) montre que la réponse en fréquence de ce filtre est linéaire entre 0 Hz et 30 Hz. Il approxime donc une dérivée idéale dans cette gamme de fréquence, à laquelle appartiennent les complexes QRS. [11]

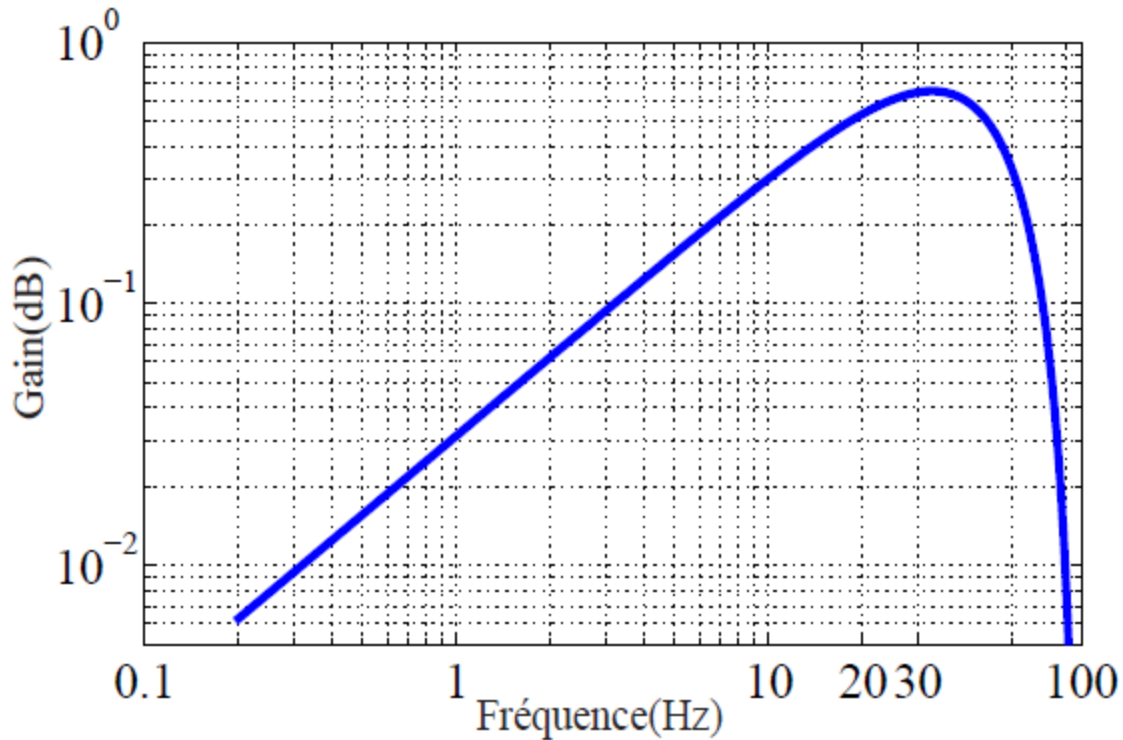


Figure II.3 : Réponse en fréquence du filtre dérivateur représenté à l'échelle logarithmique.

- **Transformation non linéaire :** afin d'accentuer le contraste mis en évidence par la dérivation, on élève au carré le signal obtenu [11] comme dans l'équation suivante :

$$y_3(nT) = [y_2(nT)]^2 \quad (\text{II.4})$$

Ce qui permet d'éliminer le signe et d'assurer la symétrie de détection entre les ondes R et les ondes QS.

- **Intégration :** l'intégration du signal suivi du filtrage passe bas permet d'obtenir un maximum unique pour chaque complexe. 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 ; si, au contraire, elle est trop petite, on obtient plusieurs pics pour une même onde R. La taille choisie est de 0.15 seconde ce qui correspond au double de la largeur moyenne d'un complexe QRS. [11]

L'équation du filtre intégrateur est donnée par :

$$y_4(n) = \frac{1}{N} [y_3(n - (N - 1)) + y_3(n - (N - 2)) + \dots + y_3(n)] \quad (\text{II.5})$$

La longueur N de la fenêtre a été choisie égale à 54 échantillons pour une fréquence d'échantillonnage de 360 Hz. Elle correspond au complexe QRS le plus large possible. La sortie de ce filtre permet en plus de la détection des pics R, la mesure de la durée des ondes QRS.

La figure (II.4) nous montre la sortie du filtre dérivateur et celle du filtre intégrateur.

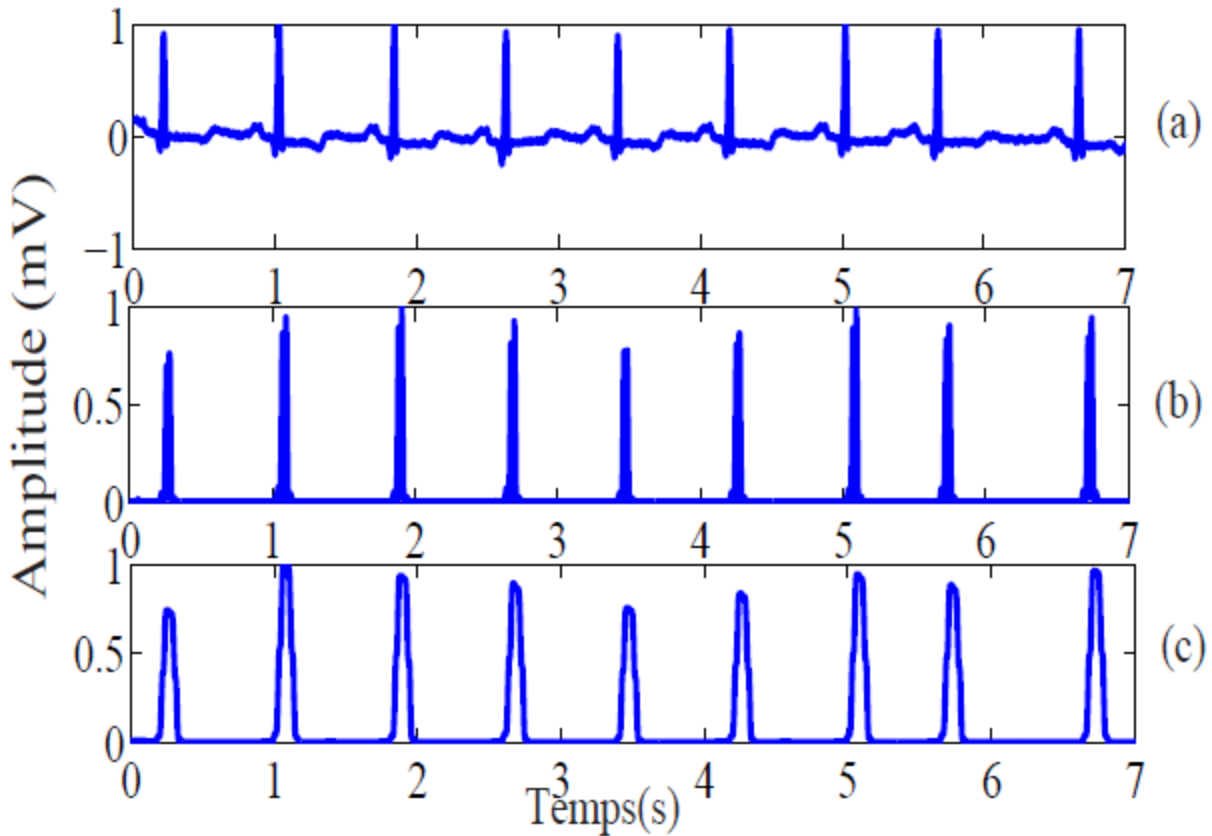


Figure II.4 : (a) : ECG filtré, (b) : sortie du filtre dérivateur, (c) : sortie du filtre intégrateur.

- **Filtrage Passe Bas** : le signal obtenu passe par filtre passe bas afin d'enlever le bruit haute fréquence résiduel, et obtenir un maximum unique pour chaque complexe. Le filtre est un filtre à Réponse Impulsionnelle Infinie (RII) [11] dont la fonction de transfert du filtre est donnée par :

$$H(Z) = (1 - z^{-6})^2 / (1 - z^{-1})^2 \tag{II.6}$$

Sa réponse en amplitude est :

$$|H(WT)| = \sin^2(3WT) / \sin^2(\frac{WT}{2}) \tag{II.7}$$

Où T est la période d'échantillonnage. L'équation du filtre est :

$$y_5(nT) = 2y(nT - T) - y(nT - 2T) + y(nT) - 2y(nT - 6T) + y(nT - 12T) \tag{II.8}$$

La fréquence de coupure et le gain linéaire de ce filtre sont respectivement $f_c=18 \text{ Hz}$ et $G=36 \text{ dB}$. La courbe de réponse du filtre est présentée sur la figure suivante :

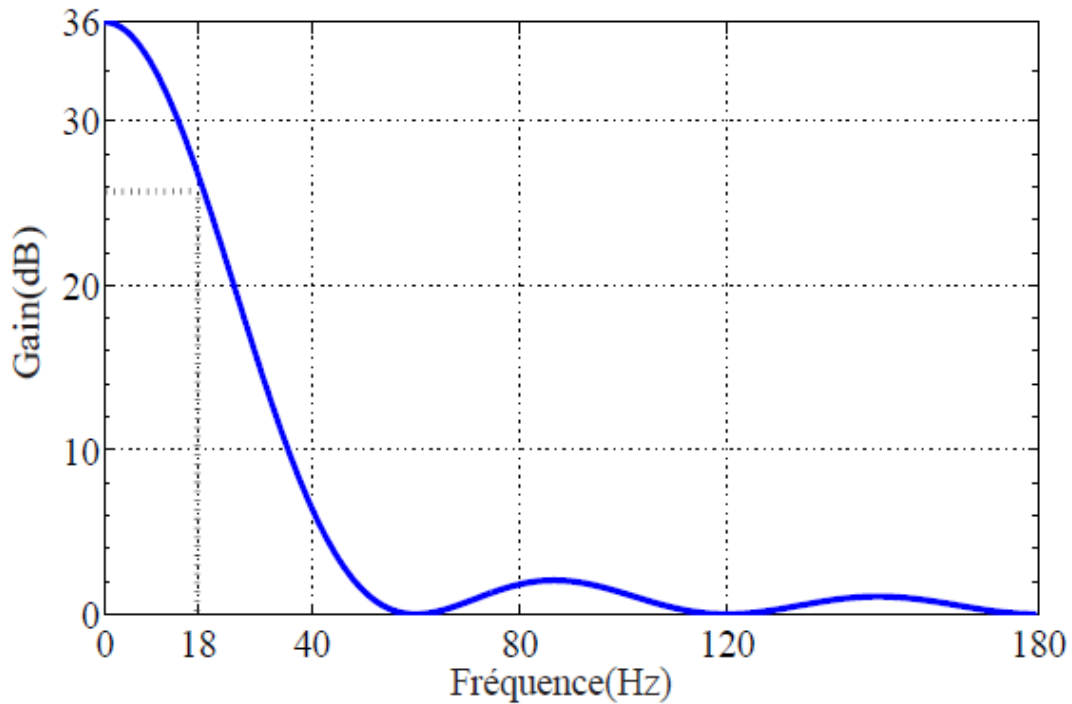


Figure II.5 : Réponse en fréquence du filtre proposé par Pan & Tompkins.

- **Seuillage adaptatif** : À l'issue du traitement précédent, le signal disponible possède un maximum absolu pour chaque complexe QRS, il possède d'autres maxima locaux, de plus faible amplitude en général qui correspondent soit à du bruit soit aux ondes T. Cette étape consiste donc en une recherche de maxima capable de ne pas prendre 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.
- **Seuil adaptatif en amplitude** : Le seuillage en amplitude permet de distinguer les maximums correspondant aux ondes R de ceux correspondant aux ondes T qui sont en général beaucoup plus faibles. L'algorithme calcule un seuil qui vaut 30 % de l'amplitude moyenne des 5 dernières ondes R détectées, et recherche le prochain 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 :

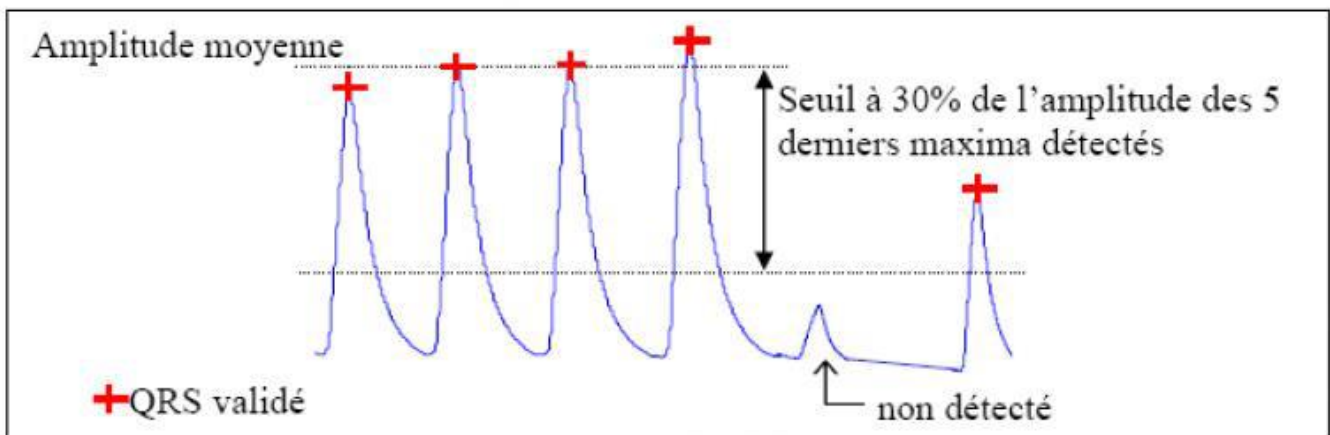


Figure II.6 : À partir des 5 QRS précédents, l'algorithme calcule un seuil.

Un maximum est validé comme complexe QRS s'il est supérieur au seuil.

- **Décision** : le signal filtré et le signal transformé sont ensuite utilisés par un étage de décision pour détecter les candidats. Les règles mises en jeu dans cet étage sont assez complexes. Elles sont basées sur l'estimation du niveau de bruit et du dernier intervalle RR pour mettre à jour des seuils adaptatifs. Cet algorithme est le plus largement utilisé dans la littérature.

II.2.1. Les limite de l'algorithme de Pan et Tompkins :

- 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 en effet dans le cas de l'enregistrement 108 (figure II.6).

- Le taux d'erreur est très élevé car l'amplitude des ondes P est comparable à celle des complexes QRS, dans l'enregistrement 222, 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).

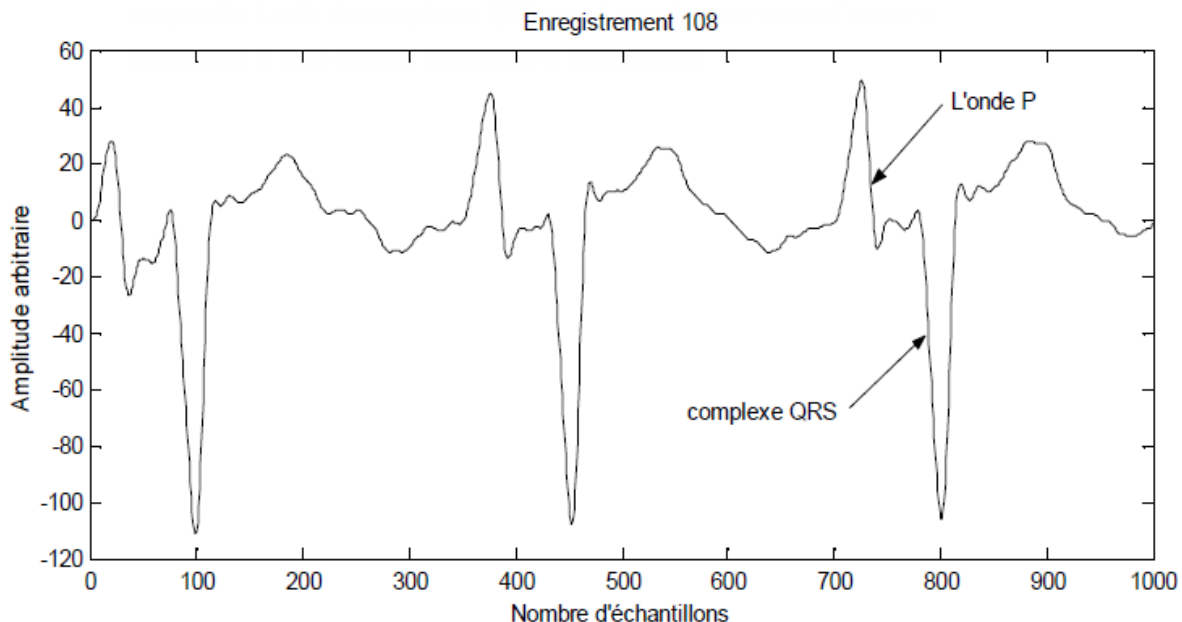


Figure II.7 : Dans le cas de l'enregistrement 108, le taux d'erreur est élevé.

II.2.2. Méthode de Dubois :

Cette technique est presque la même que la technique présentée par Pan J. et Tompkins W. J. [13], elle regroupe :

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

On peut visualiser ces différentes étapes dans la figure II.8

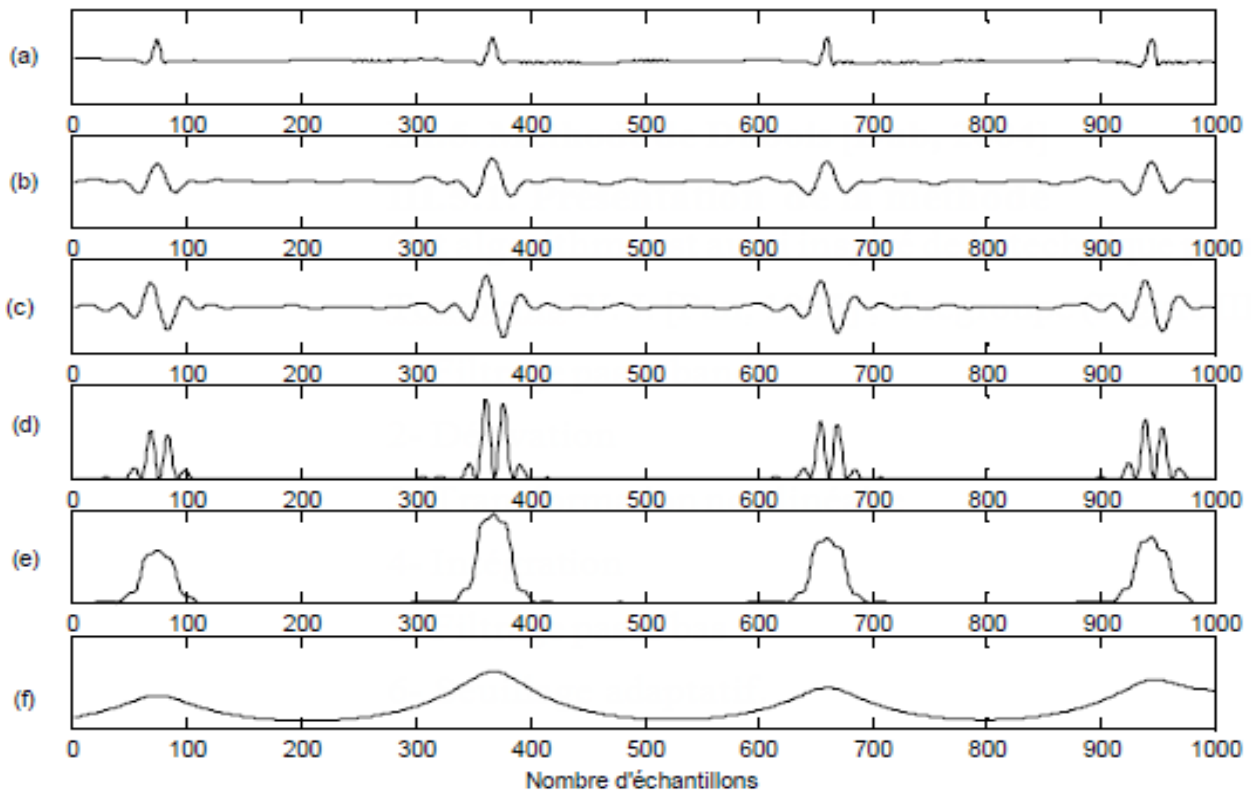


Figure II.8 : Méthode de Dubois.

Cependant, l'algorithme présente quelques limites :

- Présente un taux de détection 98.90%.
- Les erreurs de détection apparaissent pour quelques pathologies particulières telles qu'une tachycardie ventriculaire ou le cas des extrasystoles de faible amplitude (Figure II.8).
- Le taux d'erreur est très élevé car le patient présente des périodes de tachycardie ventriculaire à plusieurs reprises.
- La détection des extrasystoles de faible amplitude.

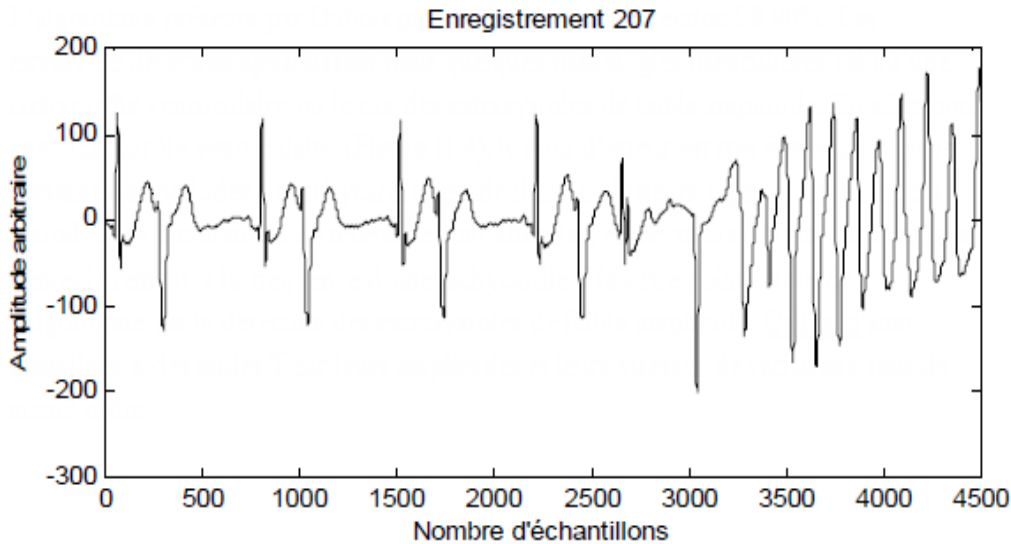


Figure II.9 : Enregistrement 207 avec une tachycardie ventriculaire.

II.3. Méthodes basées sur la transformée en ondelettes

II.3.1. Transformation en ondelette [14] :

La transformée en ondelettes d'un signal $f(t)$ est définie par [Sahambi 04]:

$$Wf(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (II.9)$$

Où $\Psi^*(t)$ est l'ondelette mère (complexe conjugué), a est le facteur d'échelle et b le paramètre de translation. Notons que si a est pris égal à 2^j ($j \in \mathbb{Z}$) ; on parle dans ce cas de transformée dyadique.

Une fonction est une ondelette si elle vérifie la condition d'admissibilité

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(w)|^2}{|w|} dw = C_w < +\infty \quad (II.10)$$

C_w Est la constante d'admissibilité. Cette condition implique que :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) dt = 0 \quad (II.11)$$

Soit $\Psi_a(t)$ la version dilatée de $y(t)$, elle est définie par :

$$\Psi_a(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi(t/a) \quad (II.12)$$

II.4. Description de l'algorithme :

Les détecteurs d'ondes R sont des outils très utiles pour analyser les signaux ECG. Ils sont appliqués à la fois pour trouver les points fiduciaires employés dans les méthodes d'analyse de moyenne d'ensemble, et pour calculer la série temporelle R-R.

Contrairement à la DWT, il n'y a pas de saut de fréquence dyadique dans la transformée en ondelettes continues. Résolution de fréquence élevée dans le domaine temps-fréquence est obtenue.

Nous présentons une nouvelle méthode d'analyse de l'ECG basée sur la transformée en ondelettes continues, dans laquelle une approche mathématique est utilisée pour déterminer l'échelle la mieux adaptée à la détection de R (c'est-à-dire DRWC), contrairement à l'algorithme proposé, qui est illustré schématiquement à la figure II.10, comporte les quatre étapes suivantes : calcul de l'échelle dominante du pic R, détection basée sur un seuil, classification, et comparaison et prise de décision. [15]

II.4.1. Calcul de l'échelle dominante du pic R :

Tout d'abord, le DRWC du pic R est calculé. Ensuite, le signal transformé correspondant à l'échelle dominante dérivée est appliqué pour trouver les crêtes R. Cette stratégie permet de réduire considérablement les effets des pics adjacents. Cela se produit notamment lorsque les pics P et T sont très longs. Cette partie agit comme une unité de prétraitement, qui réduit le niveau de bruit du signal. Cependant, le complexe QRS a une caractéristique de haute fréquence et, par conséquent, il a une faible échelle dominante. Par conséquent, dans certains cas, le bruit n'est pas complètement éliminé. [15]

II.4.2. Détecteur basé sur un seuil :

Dans la deuxième étape, un algorithme basé sur un seuil est appliqué. Les complexes QRS sont détectés de manière similaire à un algorithme proposé par Li et al. Une description plus détaillée de la procédure est présentée ci-dessous : [15]

II.4.2.1. Étape 1 - Suppression de l'effet de bord :

Lors du calcul des coefficients d'ondelettes, l'effet de bord se produit au début et à la fin du signal. Afin d'éliminer ce phénomène, nous ajoutons un signal arbitraire aux deux extrémités. Après le calcul des coefficients d'ondelettes, les termes additifs sont éliminés.

II.4.2.2. Étape 2 - détection des pics maximaux positifs :

Les pics maximums positifs supérieurs à un seuil sont détectés dans la deuxième étape. Le seuil principal est choisi comme une fraction de la racine carrée moyenne du signal (environ deux fois la racine carrée moyenne du signal). Ensuite, les pics de forte amplitude supérieurs au seuil principal sont négligés et la moyenne quadratique du reste du signal est calculée afin de déterminer le niveau de bruit. Du reste du signal est calculée pour déterminer les seuils inférieurs. Ceux-ci sont utilisés pour détecter d'autres pics maximums et les pics minimums négatifs dans l'étape suivante. La procédure de détection est réduite à la recherche des pics maximums positifs, car tous les complexes QRS probablement transformés ont au moins un pic positif en utilisant l'ondelette mère de Haar. L'algorithme contient également une stratégie de recherche en arrière. Si un temps significatif s'est écoulé sans détecter aucun QRS, une recherche en arrière avec des seuils réduits est effectuée.

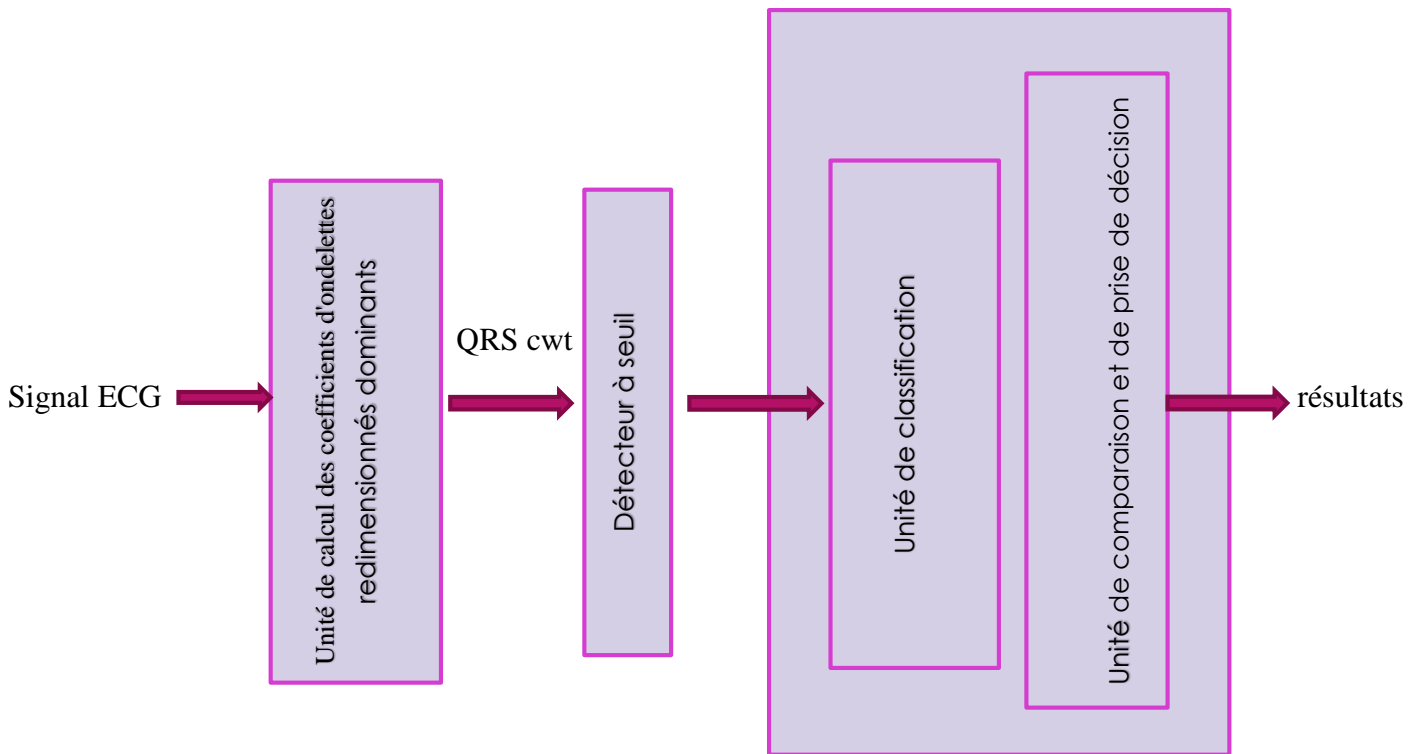


Figure II.10 : Le schéma de l'algorithme

II.4.2.3. Étape 3 - intervalle de recherche locale :

Dans cette étape, d'autres pics maximums positifs et minimums négatifs sont détectés à proximité de chaque pic positif détecté. Pour chaque pic positif, la fenêtre de recherche, l'intervalle de recherche local, est définie comme 2,5 fois l'échelle à gauche et 2 fois l'échelle à droite. De l'échantillon du pic maximum positif. La figure II.11 est une illustration. Étant donné que plusieurs modèles de complexe QRS peuvent exister dans le signal ECG, chaque intervalle est vérifié pour détecter les interférences. Ce concept permet d'éviter la mauvaise détection des pics P et T importants sont évitées.

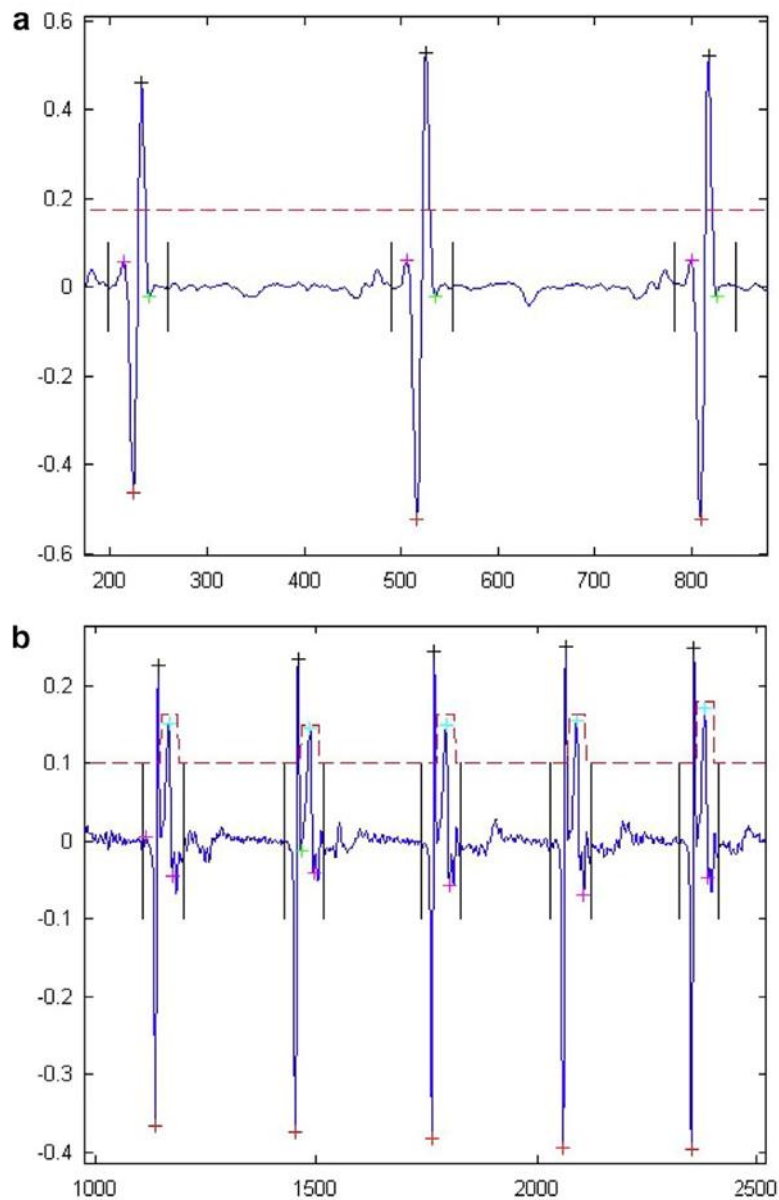


Figure II.11 : La procédure de détection du pic maximum positif. (a) sujet 100 de la base de données MIT-BIH (b) sujet 102 également, deux pics étroitement pics étroitement adjacents.

II.5. Conclusion :

On a vu dans ce chapitre les différentes méthodes de prétraitement et de détection de complexe QRS des signaux ECG.

Dans le chapitre prochain on décrit les deux méthodes de compression des signaux ECG.



**Chapitre III:
Compression de l'ECG**

III.1. Introduction :

La compression des signaux ECG trouve encore plus d'importance avec le développement de la télémédecine. En effet, la compression permet de réduire considérablement les coûts de la transmission des informations médicales à travers les canaux de télécommunication. Notre objectif dans ce travail est d'élaborer quelques méthodes de compression des signaux ECG tel que :

- Compression du Signal ECG à Base de la DCT.
- Compression du Signal ECG à Base de la DWT.

Afin d'évaluer les caractéristiques des différents algorithmes, plusieurs références essentielles sont utilisés à savoir le taux de distorsion (PRD), le taux de compression (TC) et l'erreur moyenne (EM).

- Taux de distorsion (PRD) : (Percent Root mean square Difference), c'est le taux de distorsion du signal reconstitué par rapport à l'original.

$$PRD = 100 * \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N |x(i) - y(i)|^2}{\sum_{i=1}^N x^2(i)}} \% \quad (III.1)$$

Avec :

$x(i)$: Original.

$y(i)$: Reconstitué.

N : Nombre d'échantillons.

- Taux de compression :

$$TC = 100 * [1 - (\text{taille des données finales} / \text{taille des données initiales})] \% \quad (III.2)$$

- Erreur moyenne :

$$EM = \sum_{i=1}^N |x(i) - y(i)| / N \quad (III.3)$$

III.2. Transformée en Cosinus Discrète (DCT) :

Le premier algorithme dédié à la compression du signal ECG est un algorithme basé sur la transformée en cosinus discrète (DCT). Comme toute méthode de compression à base de transformée, notre méthode comprend les éléments indiqués sur la figure III.1 :

- Etage de prétraitement, qui dans notre cas élimine la composante continue et partitionne le signal en blocs consécutifs de taille adéquate.
- Etage de transformation où la DCT est appliquée sur chaque bloc.

- Etage de quantification où les coefficients DCT sont représentés par un nombre limité de valeurs. Cet étage introduit une certaine distorsion qu'il faut gérer en choisissant le schéma de quantification le plus adéquat.
- Etage de codage sans perte qui exploite la redondance créée par le quantificateur pour améliorer le taux de compression.

Pour la récupération du signal, on effectue les opérations inverses, c'est-à-dire : décodage, de quantification, transformée inverse (IDCT), concaténation des différents segments et restitution de la valeur moyenne. Nous allons par la suite présenter notre méthode en détaillant chaque étage. Après avoir éliminé la composante continue du signal ECG, ce dernier est partitionné en blocs consécutifs de N échantillons auxquels est appliquée la DCT.

La DCT possède la propriété de produire un grand nombre de coefficients de faibles valeurs qui auront la valeur zéro après l'étape de quantification. Il est à mentionner que le quantificateur utilisé est un quantificateur scalaire avec zone morte (Dead-zone Quantizer).

La zone morte est un paramètre qui contribue au contrôle de la qualité du signal ECG ainsi qu'au taux de compression. Un codage sans perte est nécessaire pour exploiter la redondance issue de l'étape de quantification.

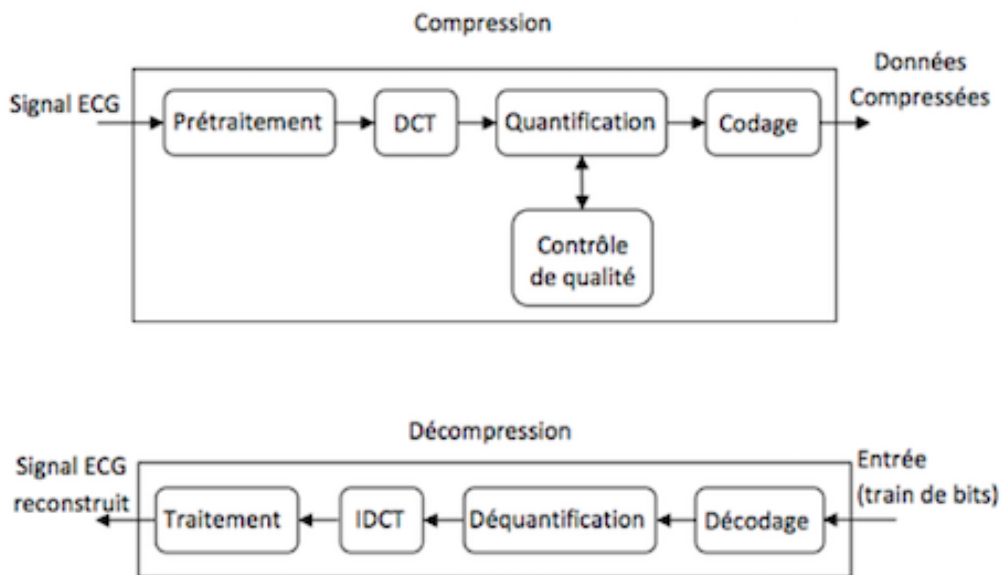


Figure III.1: Architecture de la méthode de compression et de décompression du signal ECG à base de la DCT.

Soit une entrée $x[n]$, où n est un entier variant de 0 à $N-1$, la DCT directe de la séquence $x[n]$ est donnée par:

$$X[k] = w(k) \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cos\left(\frac{\pi(2n+1)k}{2N}\right) \tag{III.4}$$

Avec :

$$W(k) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, & K = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & K = 1, 2, \dots, N - 1 \end{cases} \quad (III.5)$$

C'est aussi la définition utilisée par Matlab pour calculer la DCT. La transformée inverse de la DCT est définie par :

$$x[n] = \sum_{k=0}^{N-1} w(k)X[k] \cos\left(\frac{\pi(2n+1)k}{2N}\right) \quad (III.6)$$

La DCT ne peut être appliquée que sur un nombre fini de points. Pour des durées d'enregistrements trop longues, le signal ECG peut être considéré comme une séquence infinie. Dans notre approche, nous avons subdivisé le signal d'entrée en blocs de longueurs identiques égales à une puissance de 2. Un compromis doit être fait lors du choix de la longueur du bloc. Du fait que le processus de calcul de la DCT est cumulatif, on aura besoin des signaux ECG 117, 118 et 119. On choisit deux valeurs de PRD à savoir 1% et 2%. Les résultats de test sont reportés sur la figure III plus de bits pour représenter le résultat pour de longs blocs. Pour de petites longueurs, l'effet de bord sera plus visible ce qui affectera la qualité de reconstruction, de plus, l'application de la DCT sur de petites séquences ne permet pas l'exploitation de la propriété de compactage d'énergie, ainsi le taux de compression sera affecté. Pour choisir la longueur de bloc adéquate nous avons effectué des tests sur plusieurs longueurs. Les signaux ECG de test sont pris de la base de données MIT-BIH. On prend les deux premières minutes du canal II des enregistrements 100, 101, 102, 103, 107, 109, 111, 115.

La figure III.2 semble indiquer, pour ce type de données, un point d'optimalité relatif à la taille du bloc à retenir en l'occurrence 64 qui se trouve être médiane, ni trop grande ni trop petite.

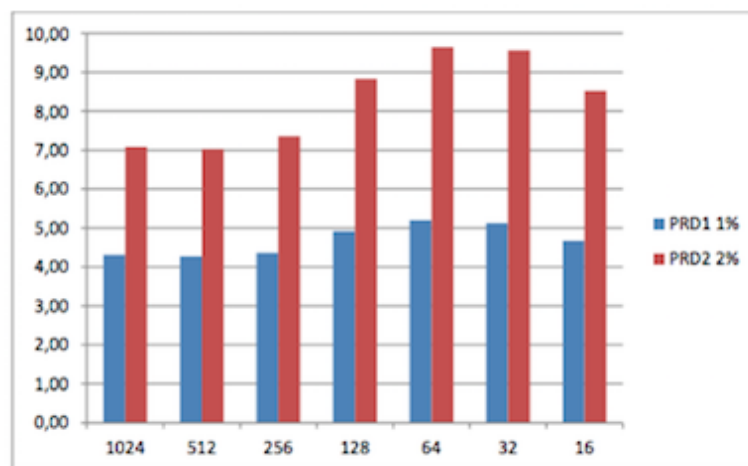


Figure III.2: Comparaison du taux de compression selon deux valeurs de PRD pour différentes longueurs de blocs.

La figure III.3 représente le Signal original (battement ECG numéro 2) et sa transformée en cosinus discrète du MIT-BIH 100.

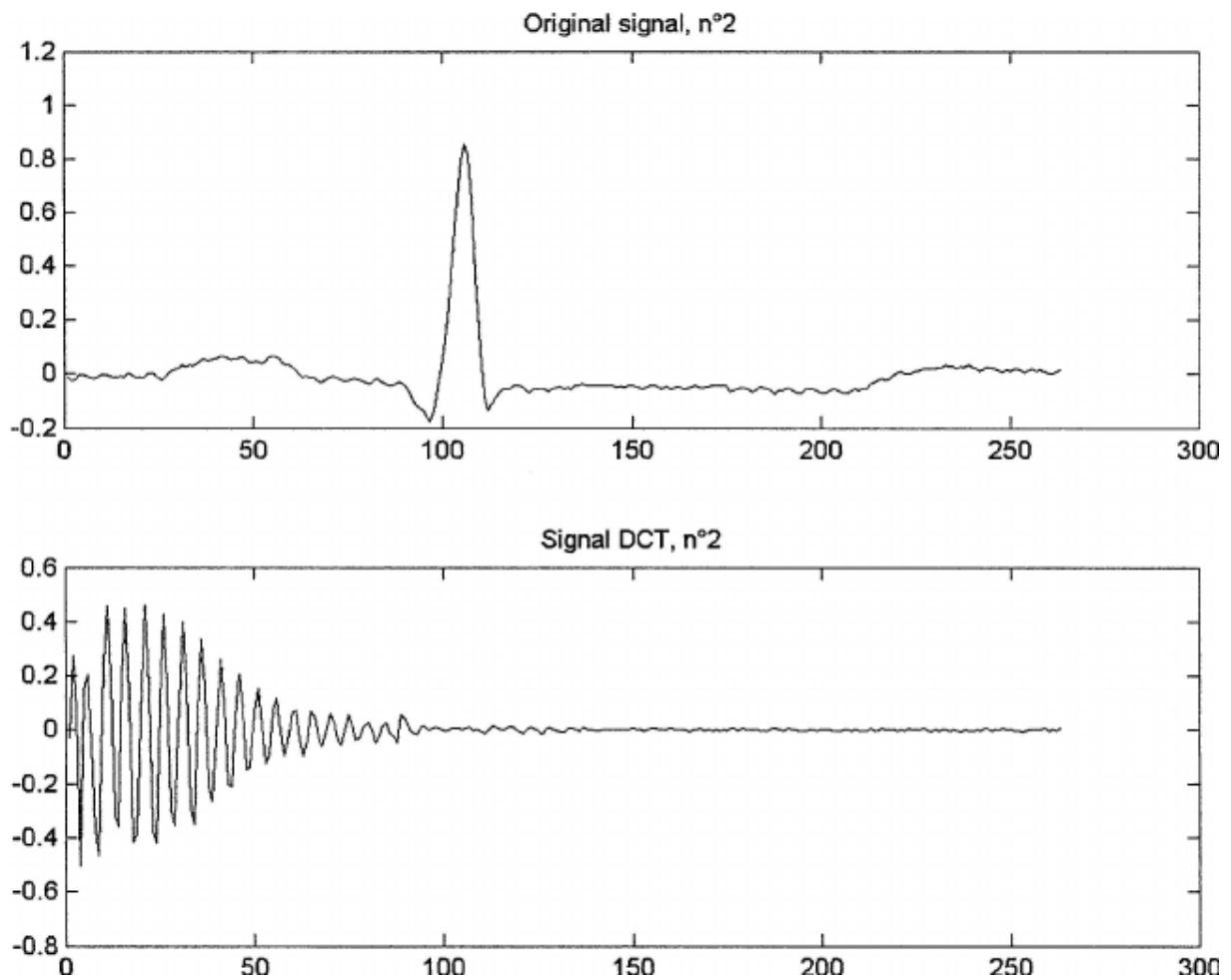


Figure III.3 : Signal original (battement ECG numéro 2) et sa transformée en Cosinus discrets du MIT-BIH 100.

Figure III.4 Représente le signal reconstruit (battement ECG numéro 2) du MIT-BIH 100.

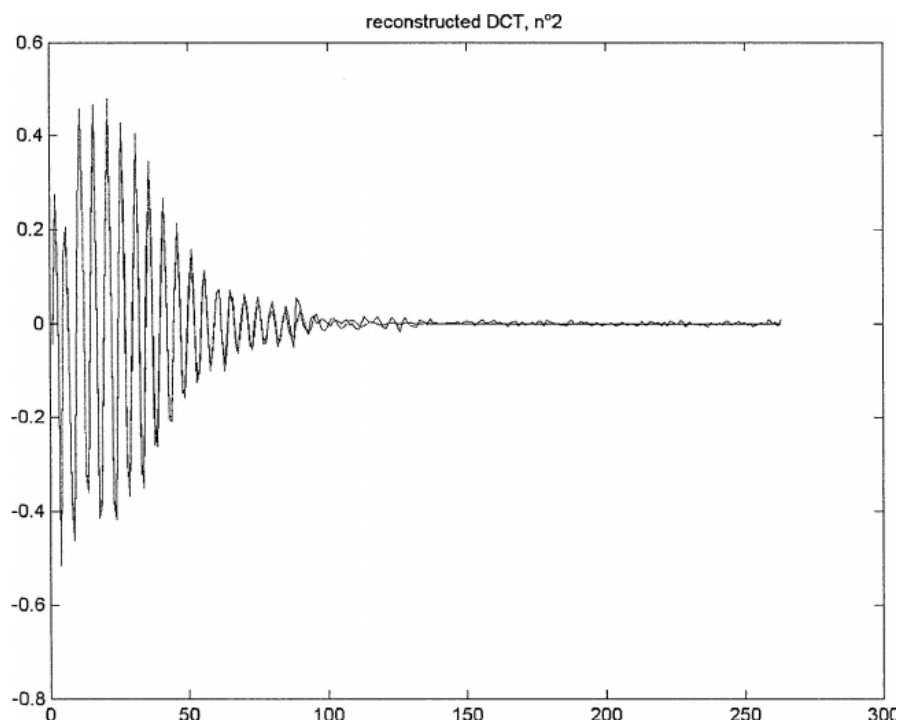


Figure III.4 : Signal reconstruit (battement ECG numéro 2) du MIT-BIH 100.

La figure III.5 représente signal original et signal reconstruit (numéro 2) du MIT-BIH 100.

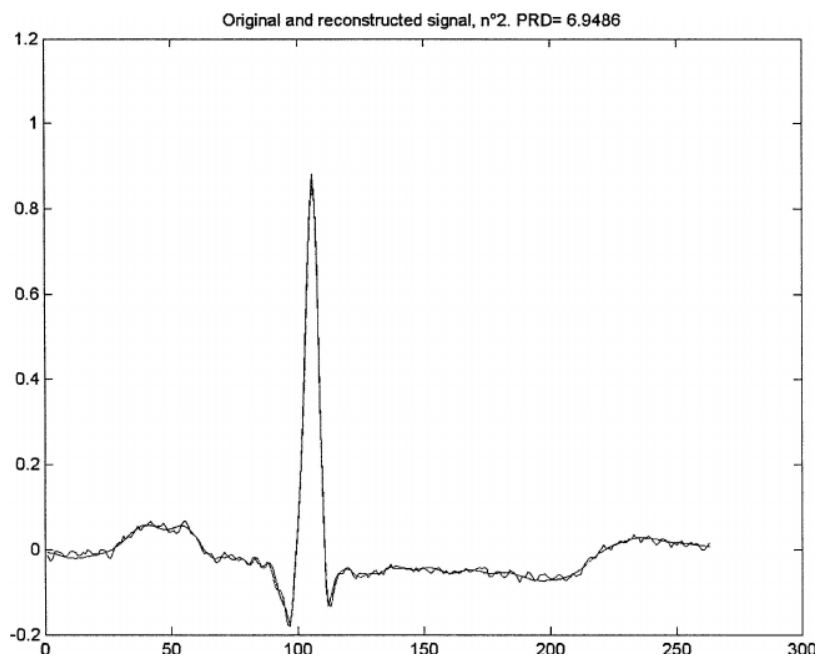


Figure III.5 : signal original et signal reconstruit (numéro 2) du MIT-BIH 100 (PRD=6.9486).

III.3. Théorie des ondelettes :

III.3.1. Définition :

Les ondelettes sont un outil de traitement du signal permettant l'analyse, à plusieurs échelles de temps, des propriétés locales de signaux complexes. Elles donnent lieu à de nombreuses applications dans des domaines variés, comme par exemple la géophysique, l'astrophysique, les télécommunications, l'imagerie et le codage vidéo. Elles sont à la base de nouvelles techniques d'analyse et de synthèse du signal et trouvent de belles applications pour des problèmes généraux tels que la compression et le dé-bruitage.

III.3.2-Historique des ondelettes :

Les premières ondelettes ont été introduites par Haar en 1909. Depuis, l'intérêt que suscite l'ondelette est de plus en plus grand. En effet, depuis les années trente de nombreux travaux ont été effectués, révélant de nouvelles ondelettes présentant diverses propriétés et s'appliquant dans des domaines tous aussi variés (physique, traitement du signal, analyse de l'image, compression des données, statistique et informatique). Nous citerons les ondelettes de Grossman-Morlet, de Gabor-Malvar, de Lusin, de Meyer ou encore celles de Daubechies, à savoir :

Daubechies, symlets, et coiflet [10]. Avant d'appliquer la WT aux signaux ECG nous allons introduire son concept mathématique.

III.3.3. Aspect mathématique de la transformée en ondelette :

La transformée en ondelette, comme la transformée de Fourier, est une transformation temps-fréquence. Elle remplace la sinusoïde de la TF par une famille de translations et dilatations d'une même fonction. Cette fonction, nommée ondelette mère Ψ , est une fonction de fenêtrage, oscillante, de dimension finie [10].

$$\Psi_{\tau, s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (\text{III.7})$$

La décomposition d'une fonction en ondelette consiste à l'écrire sous la forme d'une somme pondérée de fonctions obtenues à partir d'opérations simples effectuées sur l'ondelette mère. Ces opérations sont des translations (temporelles) et des dilatations s (échelles); selon qu'elles sont choisies de manière continue ou discrète, on parlera d'une transformée en ondelette continue ou discrète [11].

III.3.4. La transformée en ondelette continue CWT(Continu wavelet transform) :

La transformée en ondelette est dite continue lorsque les paramètres de dilatation et de translation varient continûment. Bien entendu, dans la pratique numérique une variation continue n'existe pas, donc ces pas seront discrétisés finement.

Cette transformée est définie comme étant le produit scalaire du signal $\mathbf{x}(t)$ et l'ondelette mère $\Psi(t)$:

$$CWT_x^\psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int x(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (\text{III.8})$$

s = échelle (coefficient de dilatation de l'ondelette) = $1/f$,

τ = coefficient de translation (déplacement de la fenêtre le long du signal),

Ψ^* : le conjugué de l'ondelette mère.

III.3.5. La transformée en ondelette discrète (Discrete wavelet Transform : DWT) :

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

- Expression de la famille d'ondelettes discrètes :

Dans la DWT la discrétisation du plan temps-fréquence correspond à la construction d'une grille non uniforme définie par les paramètres représentant les coefficients d'échelle s et de dilatation

□ calculés de la manière suivante :

$$\begin{cases} s = s_0^i \\ \tau = k \cdot \tau_0 s_0^i \end{cases} \text{ avec } s_0 > 1 \text{ et } \tau_0 > 0 \quad i, k \in N \quad \text{(III.9)}$$

Les ondelettes sont alors définies par :

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{s_0^m}} \psi\left(\frac{1}{s_0^m} t - n\tau_0\right) \quad \text{(III.10)}$$

L'idée essentielle derrière ce schéma de discrétisation est la suivante : Une fois choisi, un grossissement (i.e. s_0) étudie le processus à une position donnée, ensuite nous nous déplaçons à une autre position. Si le grossissement est important (analyse des détails à petite échelle), les déplacements se font par petits incréments. Au contraire, si le grossissement est faible (analyse à plus grande échelle), les déplacements peuvent être plus rapides. Ceci est automatiquement accompli si l'incrément de déplacement est inversement proportionnel au grossissement. La transformée en ondelette discrète s'écrit alors :

$$DWT_x^\psi = \frac{1}{\sqrt{s_0^i}} \int x(t) \psi\left(\frac{1}{s_0^i} t - k\tau_0\right) \quad \text{(III.11)}$$

III.3.6. Choix de l'ondelette :

N°	Ondelettes	N°	Ondelettes	N°	Ondelettes	N°	Ondelettes
1	gauss8	17	coiflet3	33	biorthogona2,8	49	reverse biorth1,3
2	Mexican hat	18	coiflet4	34	biorthogona3,1	50	reverse biorth1,5
3	morl	19	coiflet5	35	biorthogona3,3	51	reverse biorth2,2
4	daubechies1	20	symlet2	36	biorthogona3,5	52	reverse biorth2,4
5	haar	21	symlet3	37	biorthogona3,7	53	reverse biorth2,6
6	daubechies2	22	symlet4	38	biorthogona3,9	54	reverse biorth2,8
7	daubechies3	23	symlet5	39	biorthogona4,4	55	reverse biorth3,1
8	daubechies4	24	symlet6	40	biorthogona5,5	56	reverse biorth3,3
9	daubechies5	25	symlet7	41	biorthogona6,8	57	reverse biorth3,5
10	daubechies6	26	symlet8	42	complexgau8	58	reverse biorth3,7
11	daubechies7	27	biorthogona1,1	43	complexmor1.5-1	59	reverse biorth3,9
12	daubechies8	28	biorthogona1,3	44	shanon0.5-1	60	reverse biorth4,4
13	daubechies9	29	biorthogona1,5	45	fb spline2-0.5-1	61	reverse biorth5,5
14	daubechies10	30	biorthogona2,2	46	meyer	62	reverse biorth6,8
15	coiflet1	31	biorthogona2,4	47	discret meyer		
16	coiflet2	32	biorthogona2,6	48	reverse biorth1,1		

Tableau III.1 : Les types des ondelettes.

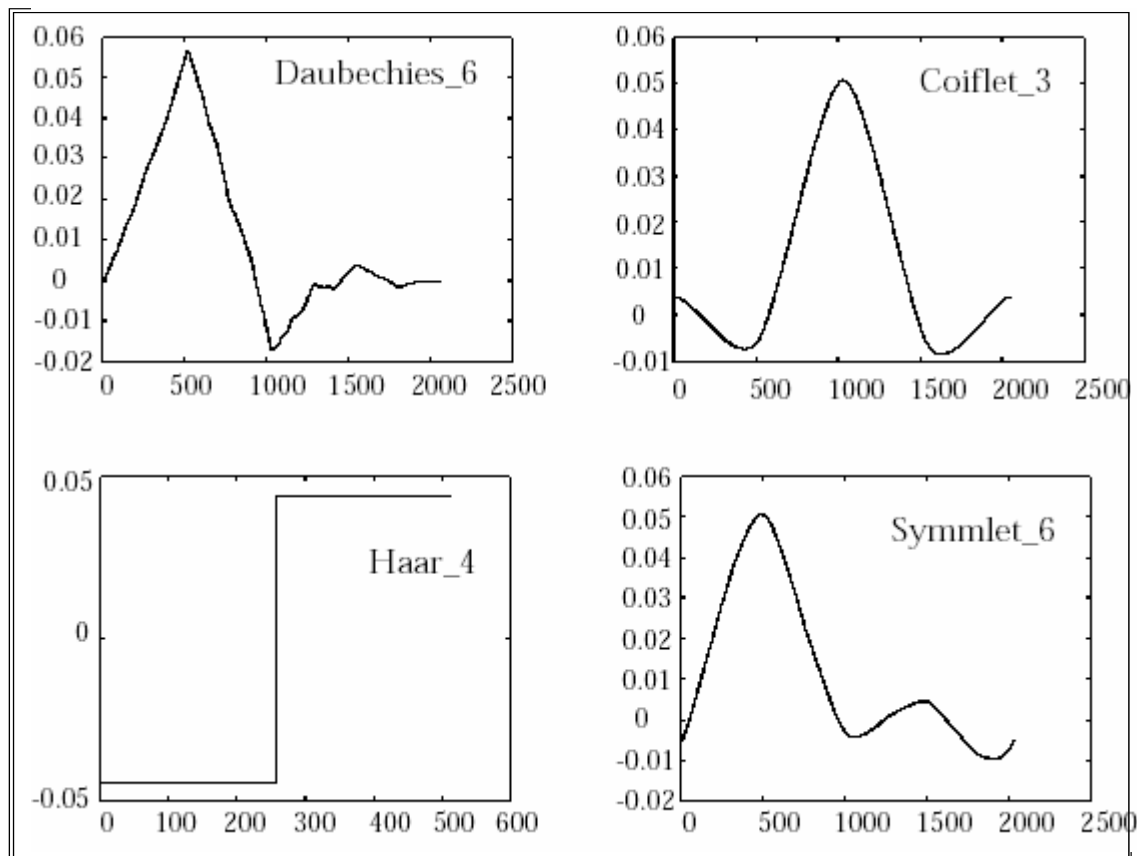


Figure III.6 : Tracé de quelques ondelettes.

L'ondelette de **Haar** est la plus simple d'entre elles. Elle est caractérisée par : son antisymétrie. Les ondelettes de **Daubechies**, notées dbN , n'ont pas d'expressions explicites à l'exception de l'ondelette $db1$, qui est l'ondelette de Haar. La majorité des dbN sont asymétriques.

Les ondelettes **Symmlet** sont des ondelettes de Daubechies, qui sont modifiées afin d'augmenter leur symétrie.

Les ondelettes **Coiflet**, notées $coifN$, ont été construites par Daubechies à la demande de Coifman. Elles sont beaucoup plus symétriques que les dbN [12].

Donc le choix de l'ondelette dépend du type d'analyse à réaliser et du signal pris en compte, Dans notre cas l'ondelette est utilisée comme un outil permettant la compression d'un signal ECG en garantissant la possibilité de le reconstruire. Dans ce but nous nous sommes intéressées aux ondelettes discrètes plus exactement, l'ondelette de Haar.

La Figure III.7 représente les allures de quatre ondelettes mères, présentant différentes caractéristiques mais ayant toutefois un point commun : leur support compact

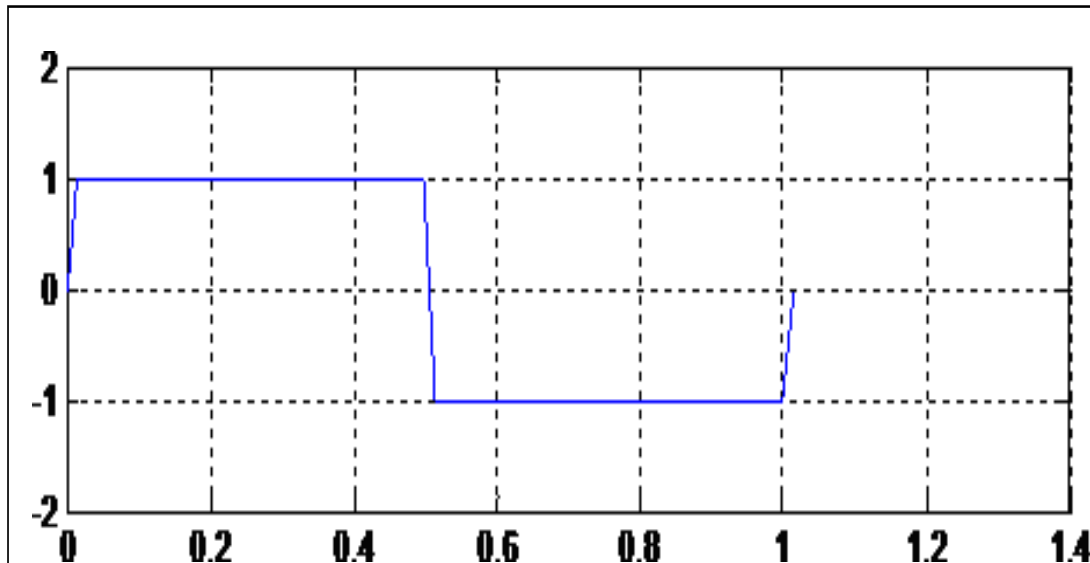


Figure III.7 : Tracé de la fonction d'ondelette de Haar.

L'ondelette de Haar de la figure III.8 est une ondelette orthogonale permettant le calcul des deux types de transformée en ondelette, continue et discrète, [12]. L'impact de la propriété d'orthogonalité dans notre application sera expliqué ultérieurement.

III.3.7. L'orthogonalité :

L'orthogonalité signifie que l'information capturée par une ondelette est totalement décorrélée de celle capturée par une autre. Cela permet de ne garder que l'information nécessaire et suffisante afin d'assurer la réversibilité. Une ondelette mère orthogonale et sa fonction d'échelle permettent d'effectuer une analyse multi-résolution orthogonale : les espaces de détail et d'approximation sont alors orthogonaux, c'est-à-dire que la projection des vecteurs de la base de l'un des espaces sur l'autre donne zéro. Chaque ondelette et sa fonction d'échelle associée sont également orthogonales, [13]. Le spectre des ondelettes orthogonales est donné en figure 3.9.

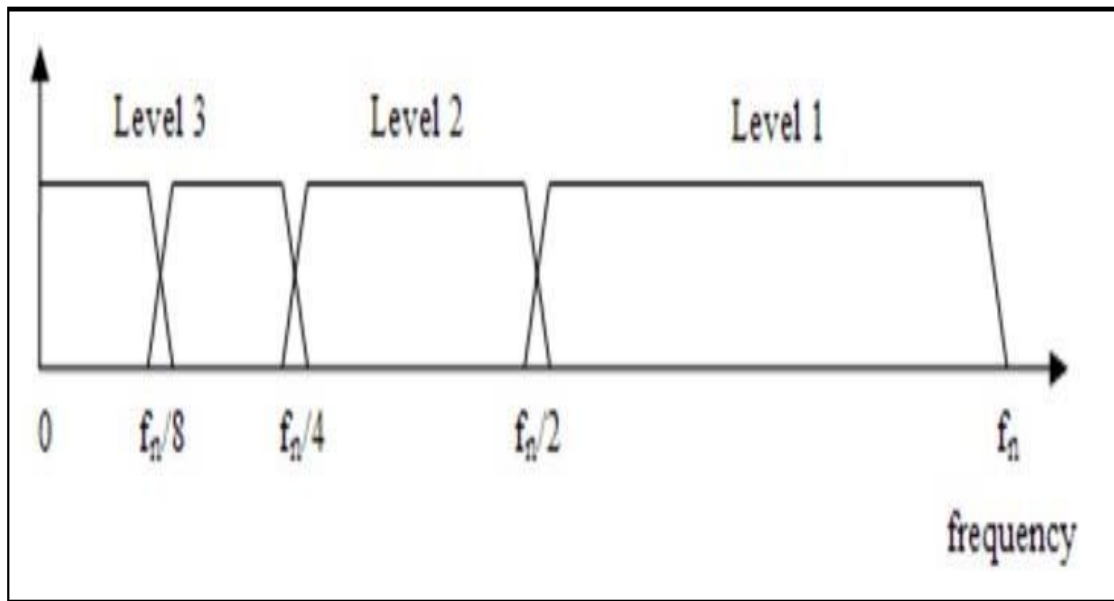


Figure III.8 : Spectre des ondelettes orthogonales.

III.3.8. La Transformée en sinus discrète (DST)

La DST a été introduite dans le domaine du traitement de signal numérique par Jain [Jain, 1976] en 1976. Différents algorithmes ont été développés pour le calcul efficace de la DST. L'algorithme DST peut être calculé en utilisant l'algorithme de la FFT [George, 2002].

III.3.9. La Transformée de Fourier Rapide FFT (Fast Fourier Transform)

La méthode de compression par la TFD utilise la détermination des coefficients de la transformée de Fourier sur un intervalle fermé du signal et ne conserve que les coefficients significatifs représentant le signal; il est donc possible de mettre à zéro une proportion importante des coefficients de Fourier et donc de coder le signal ECG à moindre coût.

La Transformée de Fourier Rapide FFT (Fast Fourier Transform) est simplement une TFD calculée selon un algorithme permettant de réduire le nombre d'opérations et, en particulier, le nombre de multiplications à effectuer.

III.3.10. Principe de la compression :

Dans la méthode de compression que nous allons utiliser, deux étapes importantes sont à prendre en considération : la décomposition et le seuillage.

En ce qui concerne la décomposition à bases d'ondelette les résultats précédents, nous avons conduit à utiliser les ondelettes de Haar. Notons que le choix du niveau de la décomposition reste expérimental.

La compression consiste à ne conserver que les coefficients de détails d'ondelette les plus importants (en valeur absolue), les autres étant mis à zéro, puis on reconstitue de nouveau le signal à partir des coefficients d'ondelette seuillés. La figure 3.10 décrit la démarche de compression par seuillage des détails.

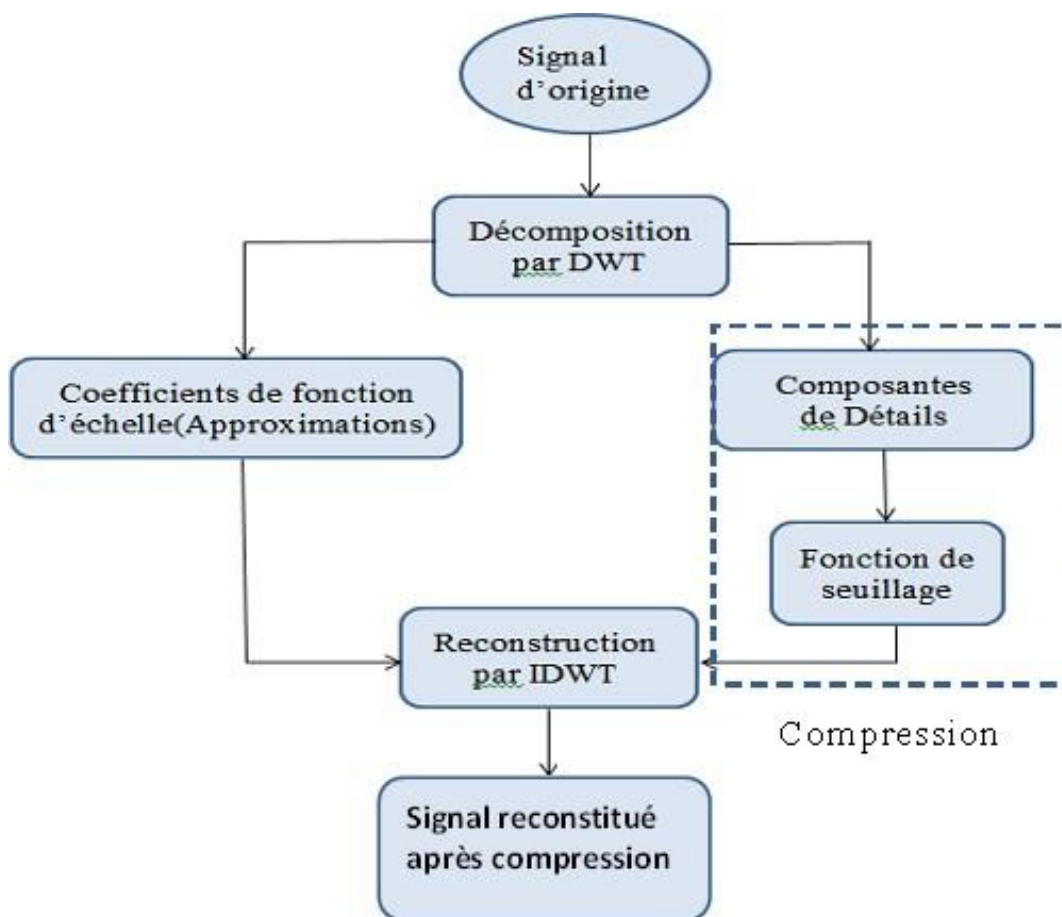


Figure III.9 : Principe de compression-reconstitution.

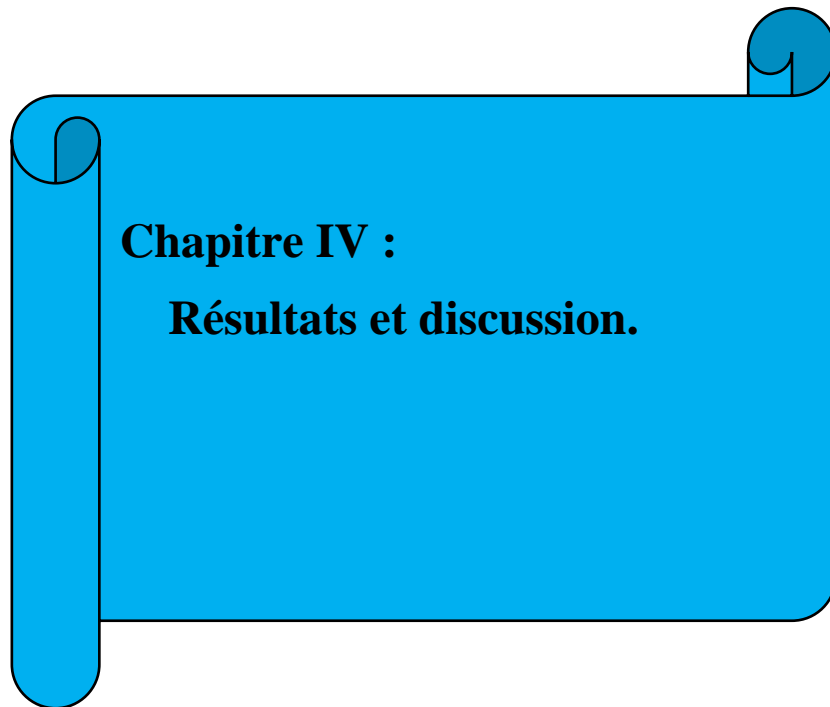
III. 4. Conclusion :

L'objectif de ce chapitre était de présenter le principe et les différentes méthodes de compression d'un signal ECG :

- Transformée en Cosinus Discrète (DCT).
- Théorie des ondelettes (DWT).
- La Transformée en sinus discrète (DST).
- La Transformée de Fourier Rapide FFT (Fast Fourier Transform).

Et aussi de distinguer la méthode de compression d'un signal ECG la plus efficace D'ailleurs d'après tout ce qu'on a étudié dans ce chapitre on trouve que la compression par Ondelettes et la plus fiable des méthodes.

Dans le chapitre suivant nous allons présenter les résultats de compression d'un signal ECG avec les différentes méthodes citées.



Chapitre IV :
Résultats et discussion.

IV.1.Introduction :

Le complexe QRS représente la dépolarisation ventriculaire et le pic principal visible dans un signal ECG. Cette caractéristique le rend particulièrement adapté à la mesure de la fréquence cardiaque, le premier moyen d'évaluer l'état de santé du cœur. Dans la première dérivation d'Einthoven d'un cœur physiologique, le complexe QRS est composé d'une déviation vers le bas (onde Q), d'une forte déviation vers le haut (onde R) et d'une déviation finale vers le bas (onde S).

Dans ce chapitre nous allons appliquer deux différents algorithmes de détection QRS et de compression.

IV.2. La détection :

IV.2.1.méthode de Pan tompkins :

IV.2.1.1.filtrage et dérivation de signal ECG :

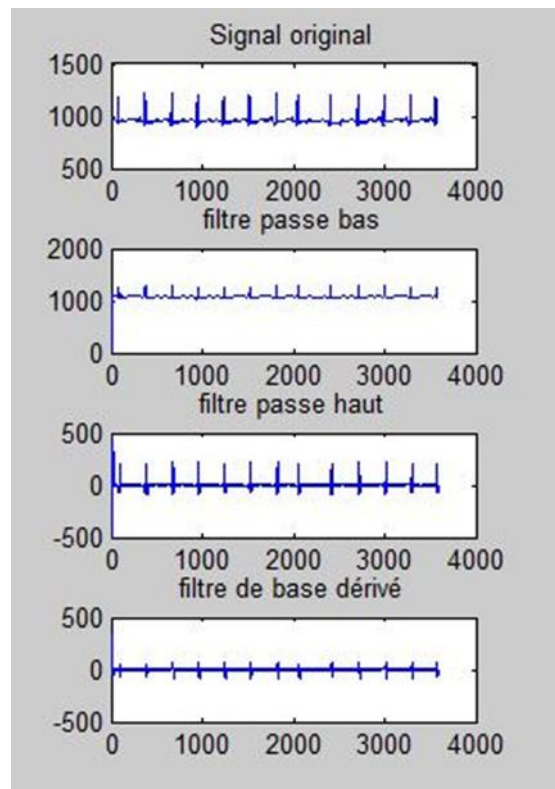


Figure IV.1 : filtrage et dérivation ECG 100.

En appliquant au signal réel (« 100.dat MIT_BIH data base ») un filtrage passe bas et un filtrage passe haut. La somme des deux derniers filtres donne un filtre passe bande qui ne laisse passer qu'une bande ou intervalle de fréquences compris entre une fréquence de coupure basse et une fréquence de coupure haute du filtre.

On applique un filtre dérivateur afin de mettre en évidence les fortes pentes qui distinguent les complexes QRS des composantes de l'ECG de basses fréquences telles que les ondes P et T.

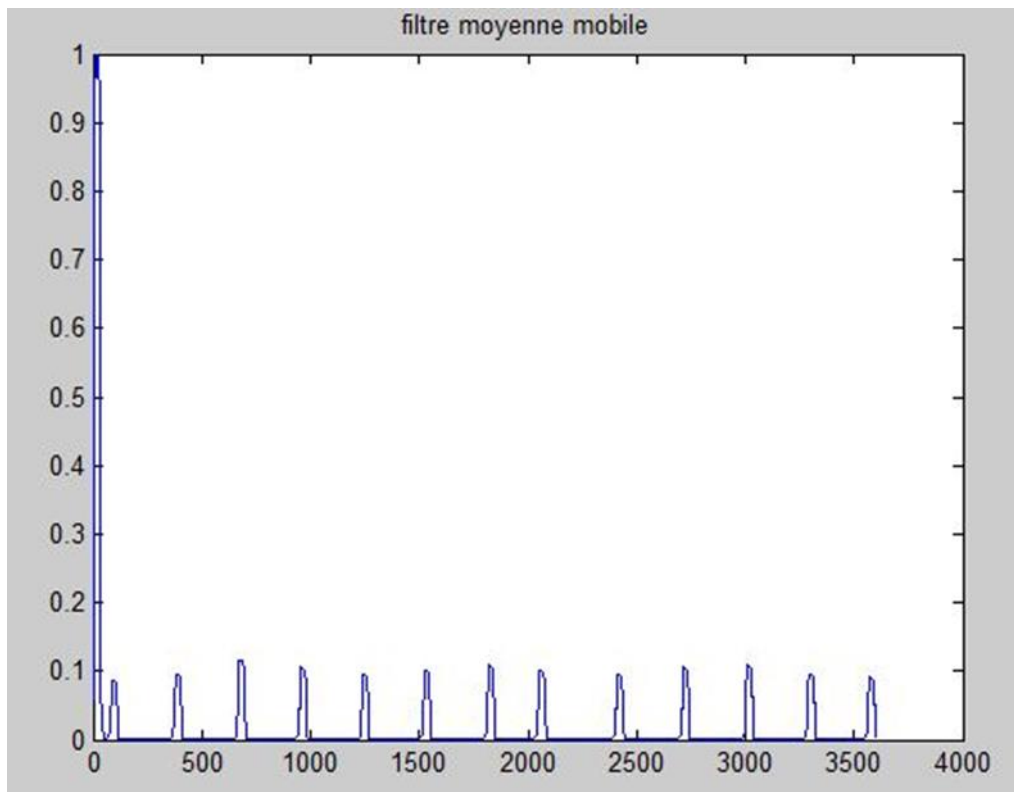


Figure IV.2 : filtre moyenne mobile ECG_100.

On applique un filtre de moyenne mobile qui est un simple filtre passe-bas. Couramment utilisé pour réguler un ensemble de signaux échantillonnés. Il prend M échantillons d'entrée à la fois et prend la moyenne de ceux-ci pour produire un seul point de sortie.

IV.2.1.2.seuil de signal ECG :

Cette méthode prend tous les amplitudes de pic est comparée à un seuil (0.01) qui prend en compte les informations disponibles sur le QRS déjà détecté pour réduire la possibilité de sélectionner à tort un pic de bruit en tant que QRS.

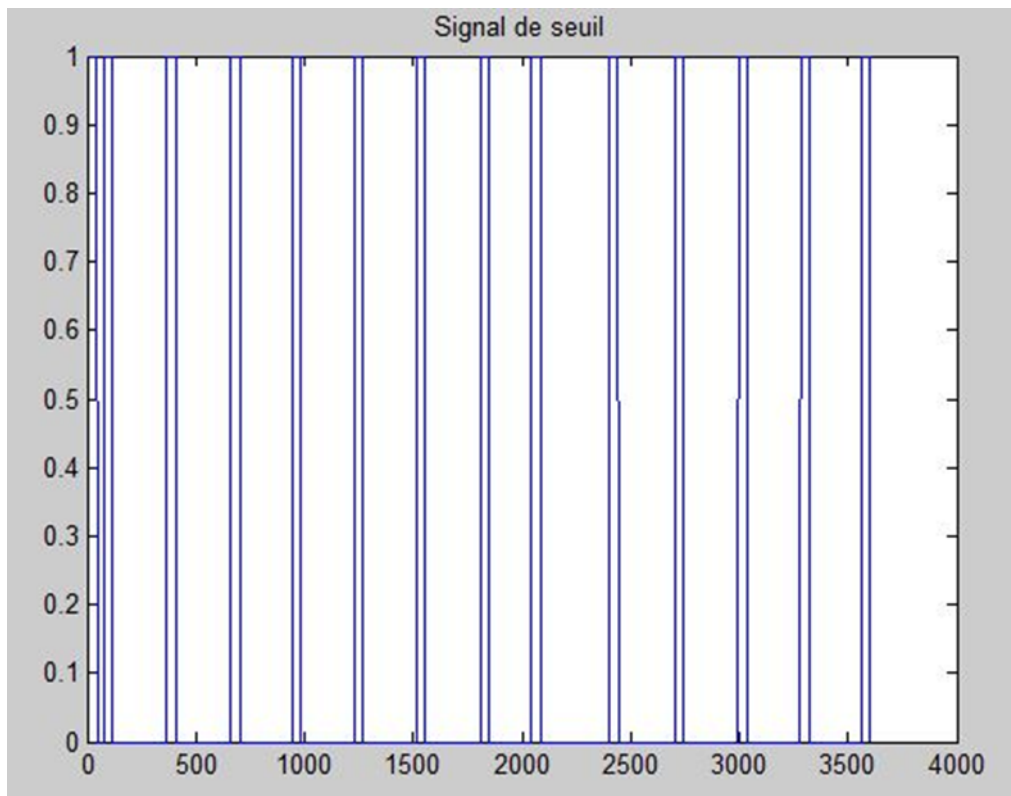


Figure IV.3 : seuil de signal ECG_100.

IV.2.1.3. Détection QRS de signal ECG :

Cette méthode nous permet de détecter les maximums correspondant aux ondes R de ceux correspondant aux ondes T qui sont en général beaucoup plus faibles par rapport à 30% de seuil. et détecte les deux ondes minimums approximativement.

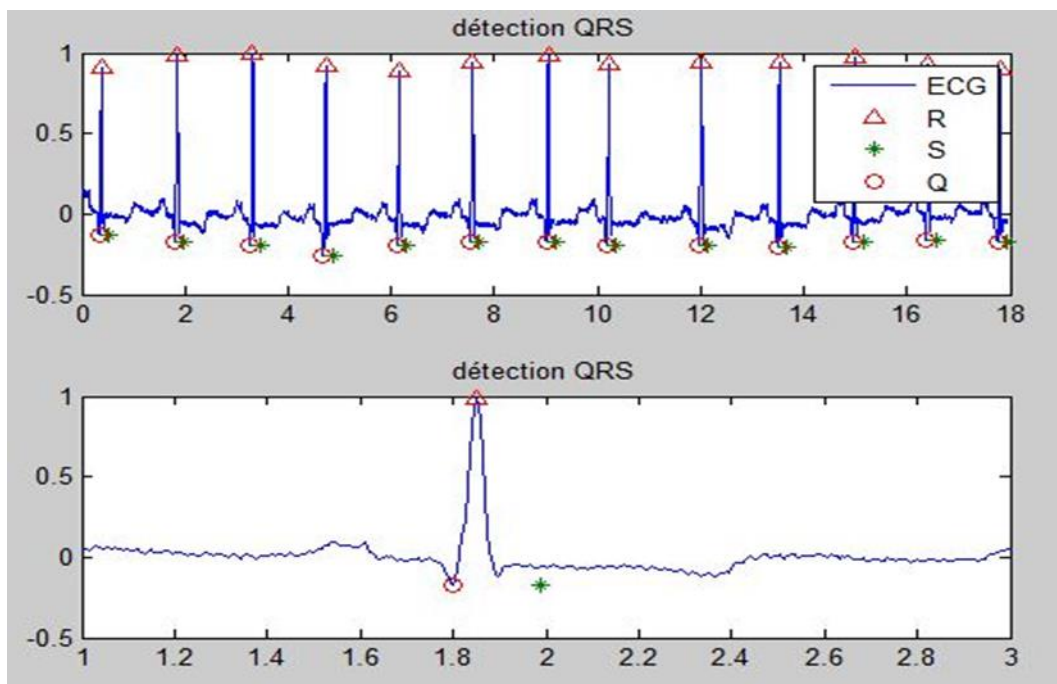


Figure : IV.4 : détection QRS de signal ECG_100.

Comme on peut le voir sur la figure précédent que l’algorithme a bien détecté tous les pics R et Q, Mais il y’a une mauvaise détection de pic S.

Le tableau suivant résume les intervalles R_R des signaux précédent :

ECG	R_R
ECG_100	0,906 0,984 1 0,921 0,890 0,941 0,988 0,933 0,941 0,945 0,972 0,925 0,902
ECG_112	0,779 0,770 0,724 0,715 0,651 0,733 0,766 0,711 0,600 0,642 0,697 0,779 0,908 1
ECG_230	0,617 0,637 0,646 0,703 0,626 0,612 0,852 0,794 0,837 0,900 0,925 0,932 0,900 1

Tableau IV.1 : les intervalles R_R avec la méthode Pan tompkins.

IV.2.2. Méthode des ondelettes :

IV.2.2.1. traitement de signal ECG :

Dans les exemples suivants, nous avons choisi un signal 100 de la base MIT-BIH.

- Charger le fichier. Dat
- On ajoute un bruit gaussien au signal ECG puis on le trace
- Dé-bruitage de signal dans le but de supprimer les éléments indésirables, afin de rendre ce signal plus intelligible.

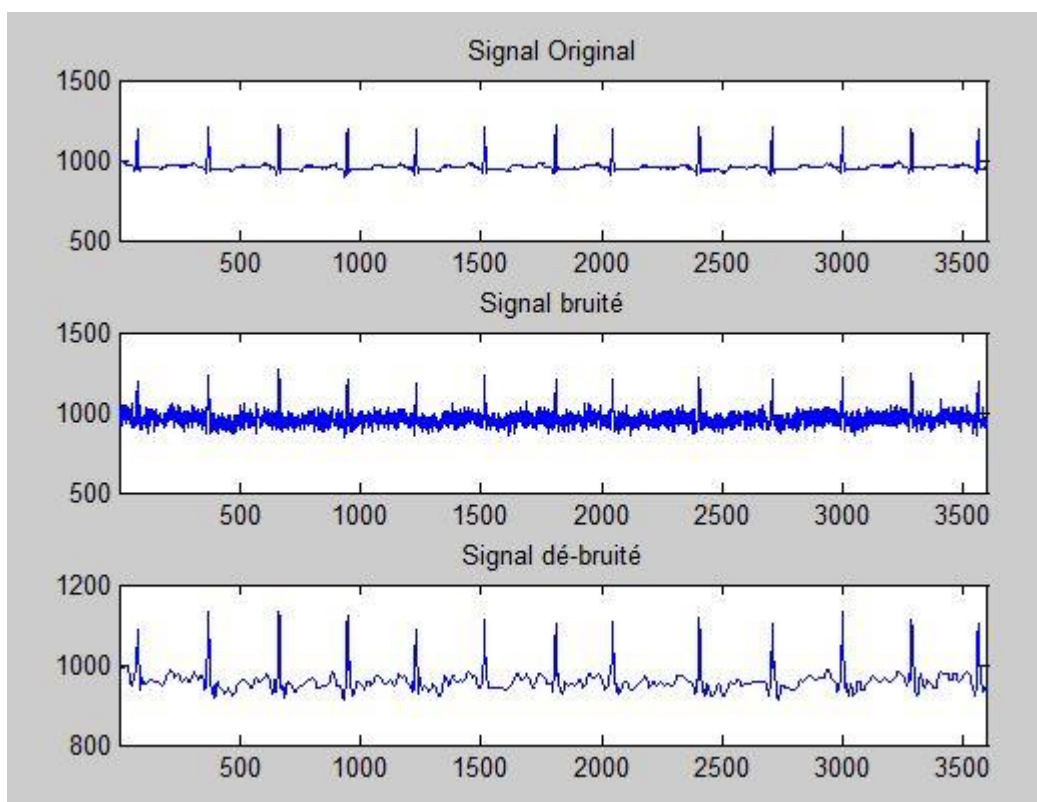


Figure IV.5 : bruitage de signal ECG_100.

IV.2.2.2 : détection de pic R et l'intervalle RR :

Cette méthode nous permet de détecter les pics R par une calculé des intervalles R-R successifs qui sont traités par comparaisons avec l'intervalle R-R moyen calculé, elle détecte tous les pics R situé entre 70% et 180% de l'intervalle moyen.

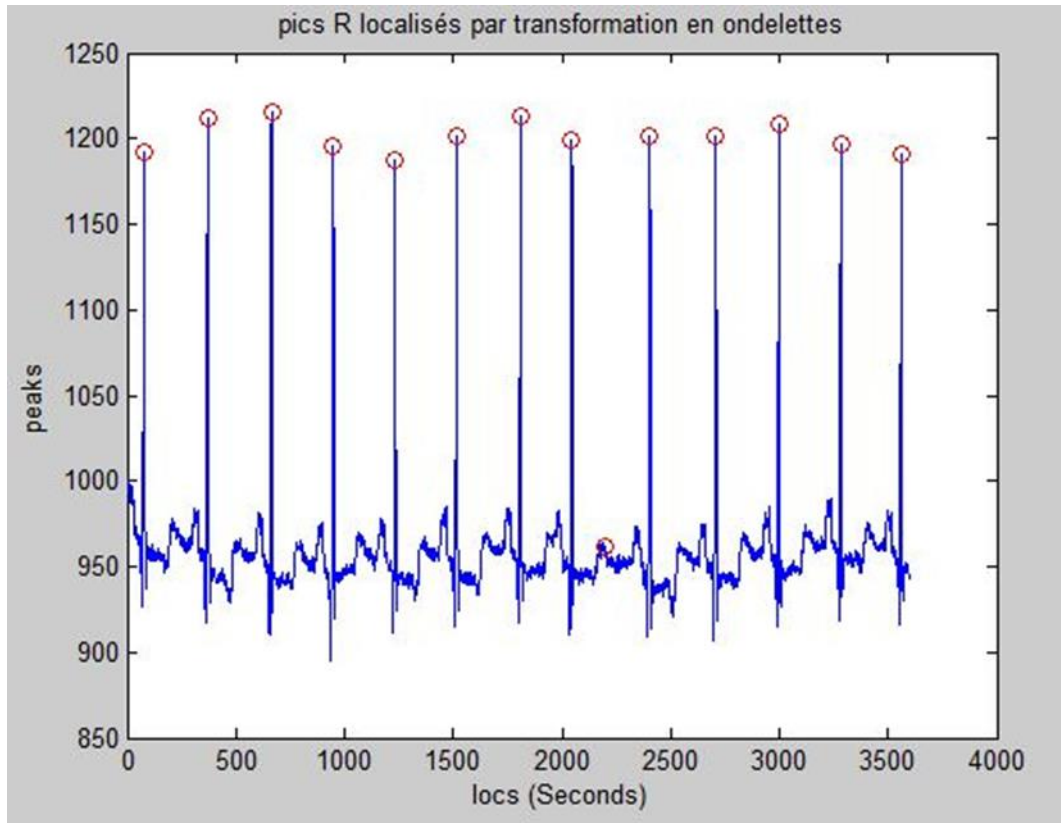


Figure IV.6 : pics R localisé de signal ECG_100.

On remarque dans la figure (IV.6) une fausse détection de 8ème pic (il a détecté T) par ce que le 8ème intervalle est inférieur a 70% de intervalles R_R moyen ($0.4250 < 0.5209$)

Le tableau suivant résume les différents intervalles R_R des signaux ECG :

ECG	Intervalles R_R						
ECG_100	0.8139	0.8139	0.7889	0.7889	0.7889	0.8167	0.6556
	0.4250	0.5694	0.8417	0.8111	0.7917	0.7694	
ECG_112	0.7167	0.7306	0.6861	0.7139	0.6778	0.7083	0.6750
	0.7111	0.6806	0.6611	0.6944	0.6889	0.6944	0.5306
ECG_230	0.7639	0.7389	0.7333	0.7167	0.7278	0.7389	0.7250
	0.7556	0.7444	0.7194	0.7194	0.7167	0.7194	

Tableau IV.2 : les intervalles R-R avec la méthode d'ondelette.

IV.2.2.3 : détection de complexe QRS :

Cette méthode nous permet la détection de complexe QRS ainsi que les différentes ondes présentées sur le signal ECG après avoir calculé le seuil et les intervalles R_R.

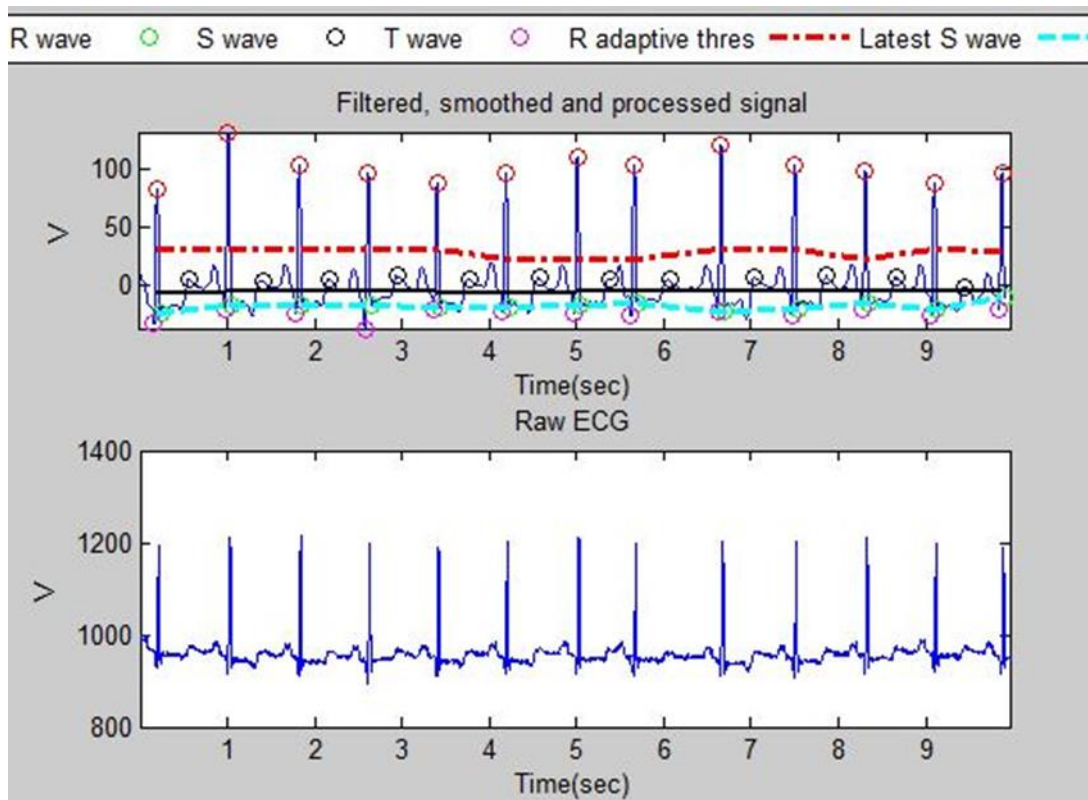


Figure IV.7 : détection de complexe de signal ECG_100.

On remarque dans la figure précédente que les différentes ondes de complexe QRS sont bien détectées. Cet algorithme nous permet aussi d'afficher le nombre de battement de cœur.

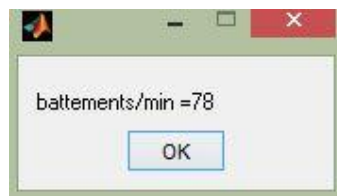


Figure IV.8 : battements cardiaque de signal ECG_100.

-Comparaisons entre les deux méthodes :

Les deux méthodes étudiées sont efficaces de la détection de complexe QRS avec une erreur négligeable.

IV.3. La compression :

IV.3.1. La transformée en cosinus discrète :

Nous allons exécuter notre programme :

- Charger le signal original
- Appliquer la DCT
- La quantification et Compression
- Visualisation erreur

On obtient le résultat suivant :

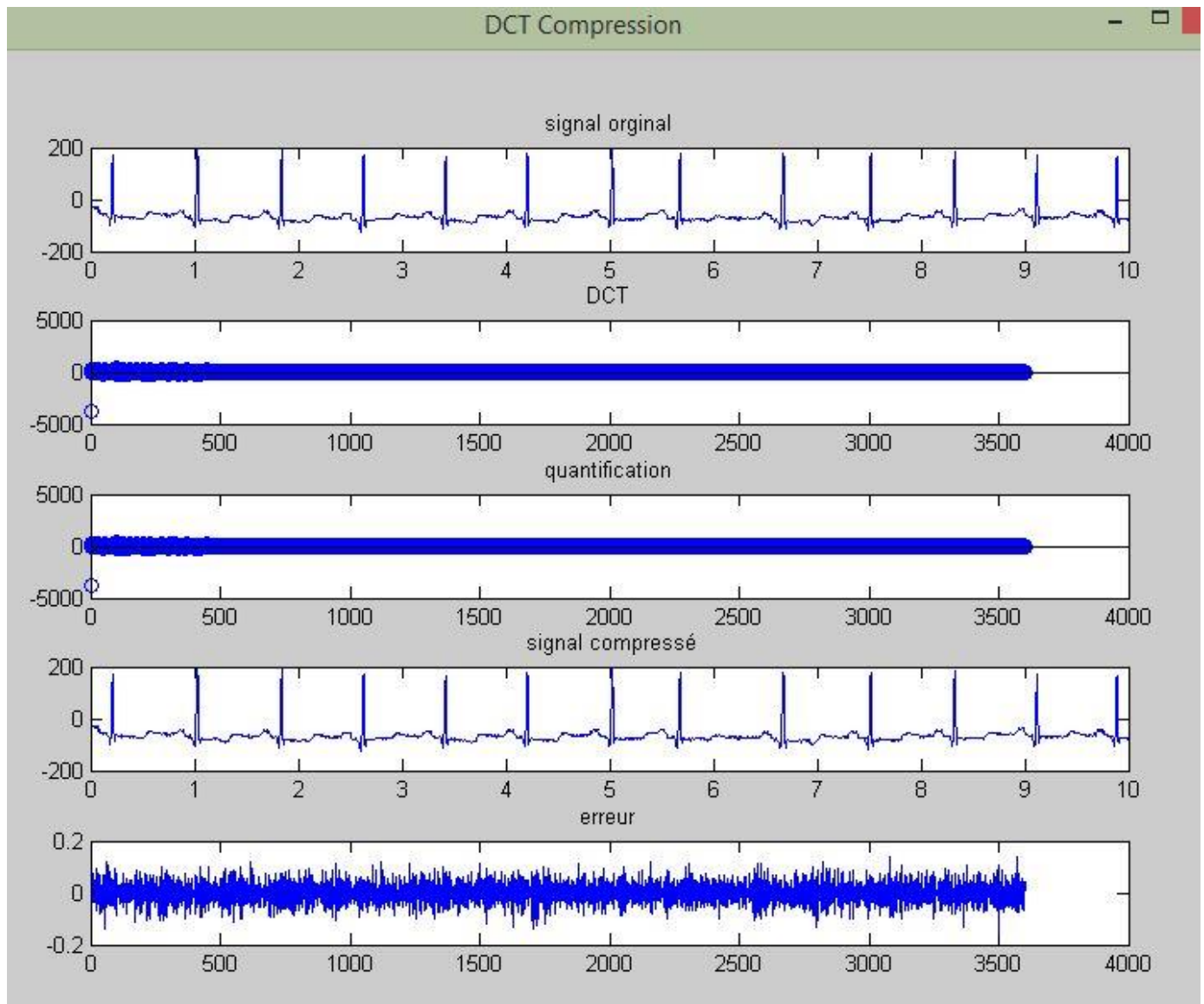


Figure IV.9 : DCT de signal ECG_100.

IV.3.2. La transformée de Fourier rapide :

Nous allons exécuter notre programme :

- Charger le signal original
- Appliquer la FFT
- La quantification et Compression
- Visualisation erreur

On obtient le résultat suivant :

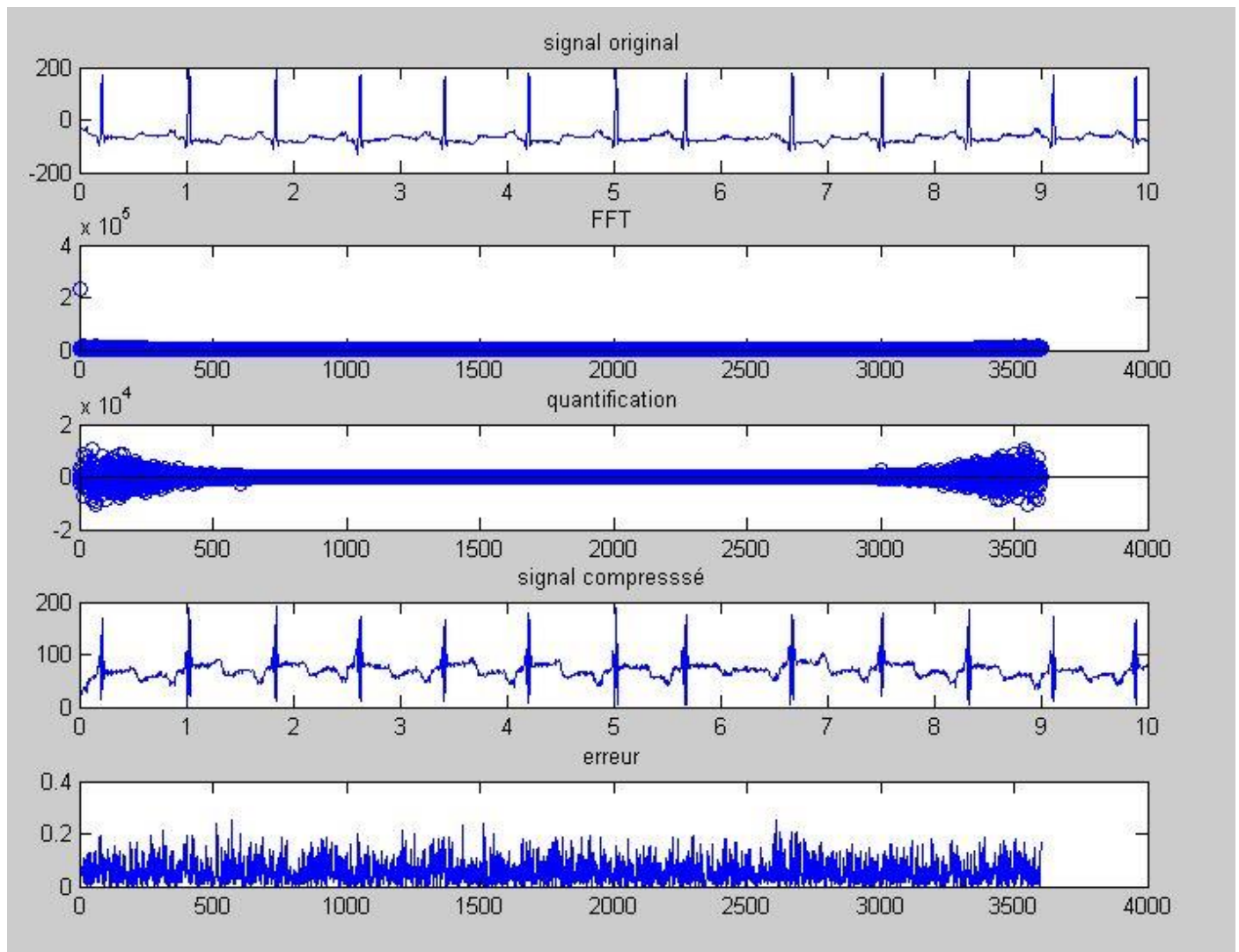


Figure IV.10 : FFT de signal ECG_100.

IV.3.3. La transformée en sinus discrète :

Nous allons exécuter notre programme :

- Charger le signal original
- Appliquer la DST
- La quantification et Compression
- Visualisation erreur

On obtient le résultat suivant :

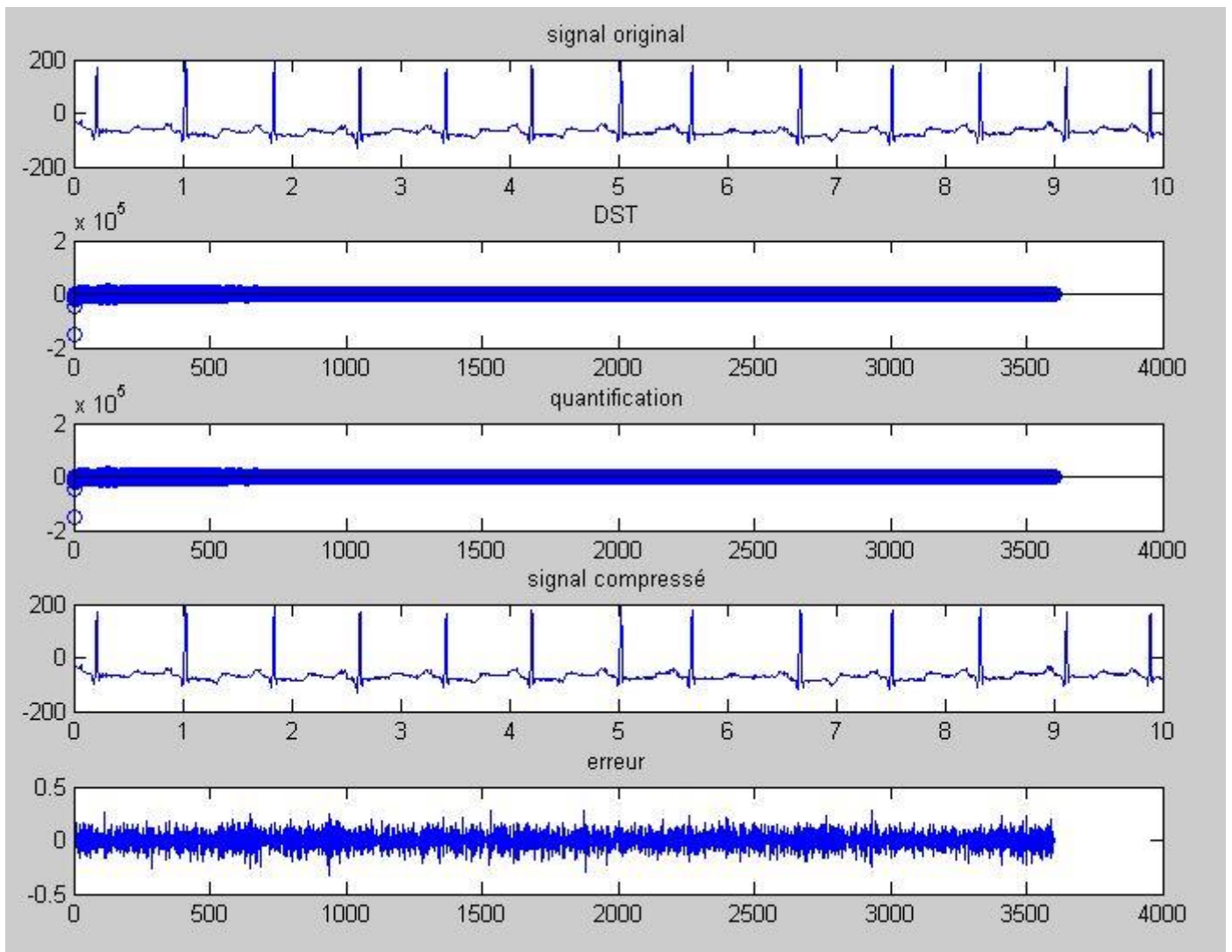


Figure IV.11 : DST de signal ECG_100.

IV.3.4. La méthode d'ondelette :

Pour compresser le signal ECG on suit les étapes suivantes :

- ✓ On utilise la commande 'WAVEMENU' du Matlab qui nous permet d'accéder à la fenêtre suivante :

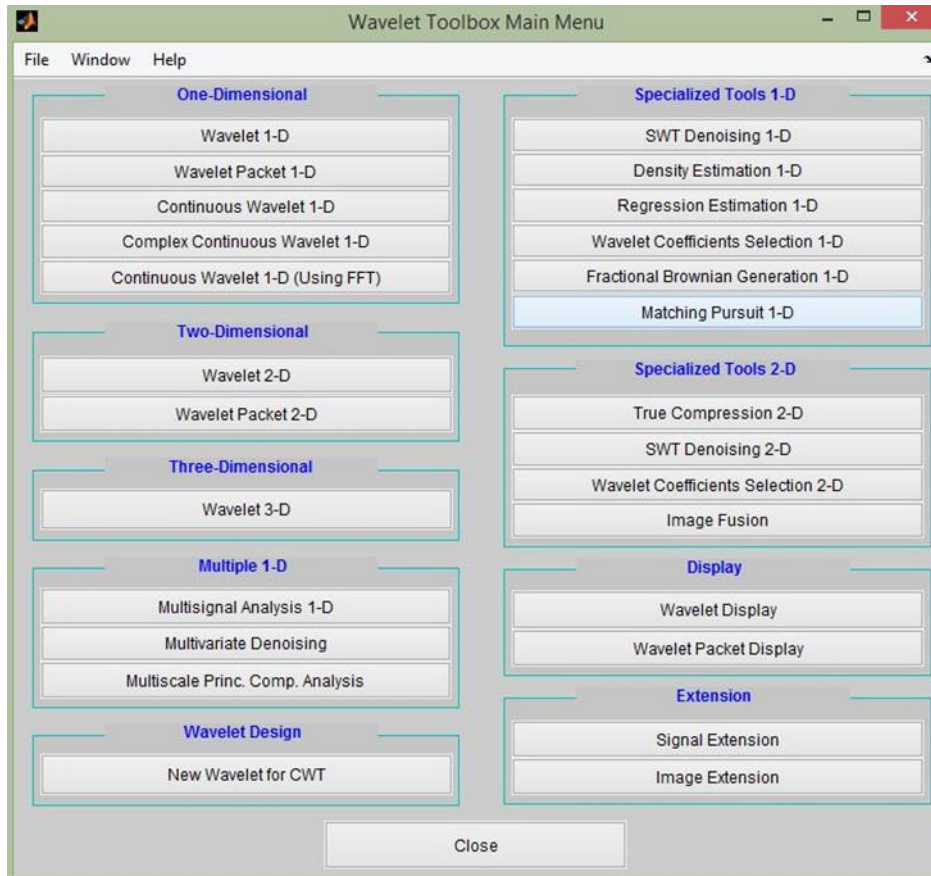


Figure : IV.12.la fenêtre WAVEMENU.

La fenêtre précédente comporte plusieurs modèles d'ondelettes, on clique sur le bouton 'WAVELET1-D qui nous permet d'afficher la fenêtre suivant :



Figure IV.13 : Wavelet1-D.

En charge le fichier :

En clic sur file → load → signal

Une fois le signal est chargé on obtient la fenêtre suivant :

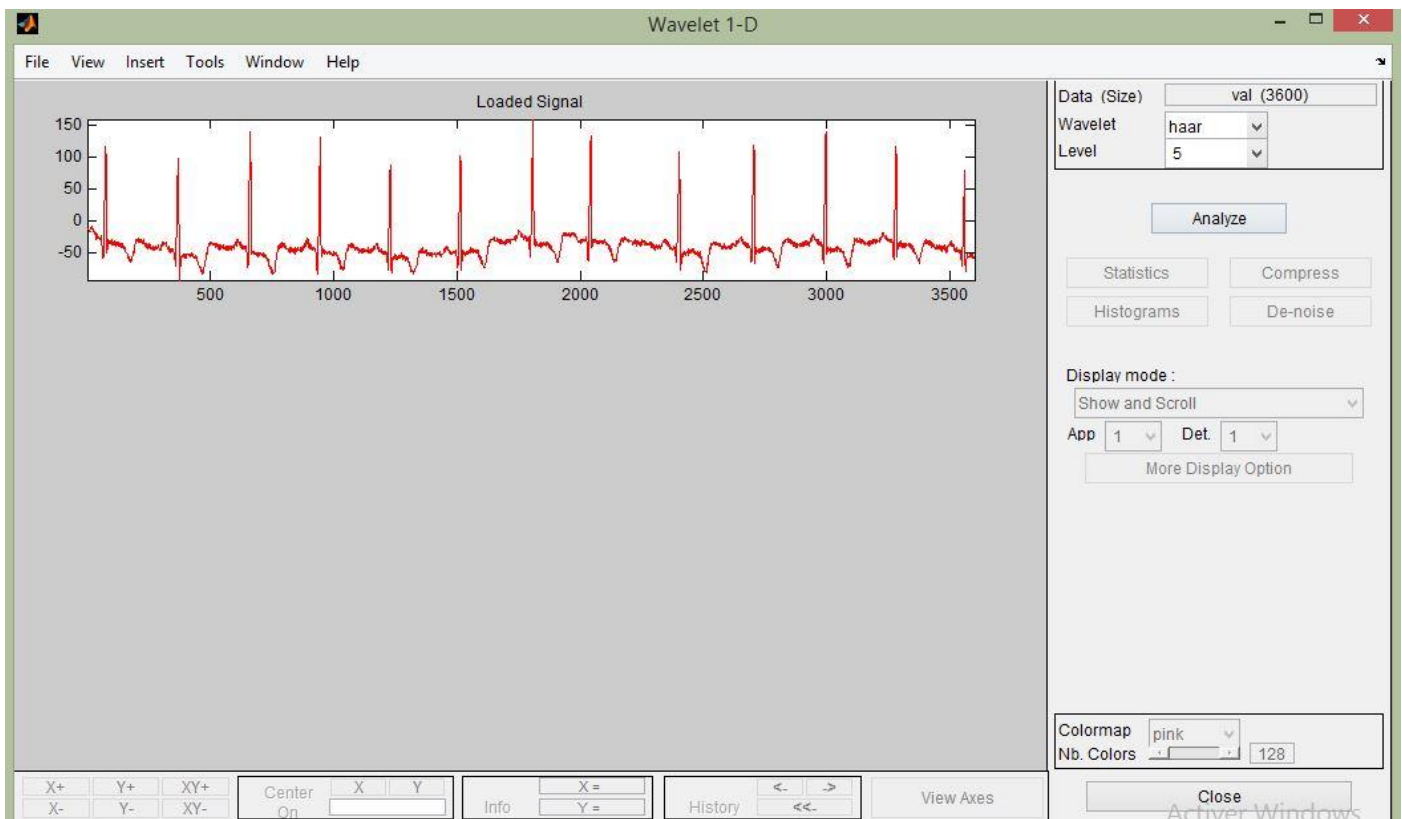


Figure IV.14 : Signal original ECG_100.

On utilise « wavelet haar » level 5 puis on clique sur analyse on obtient la figure suivant :

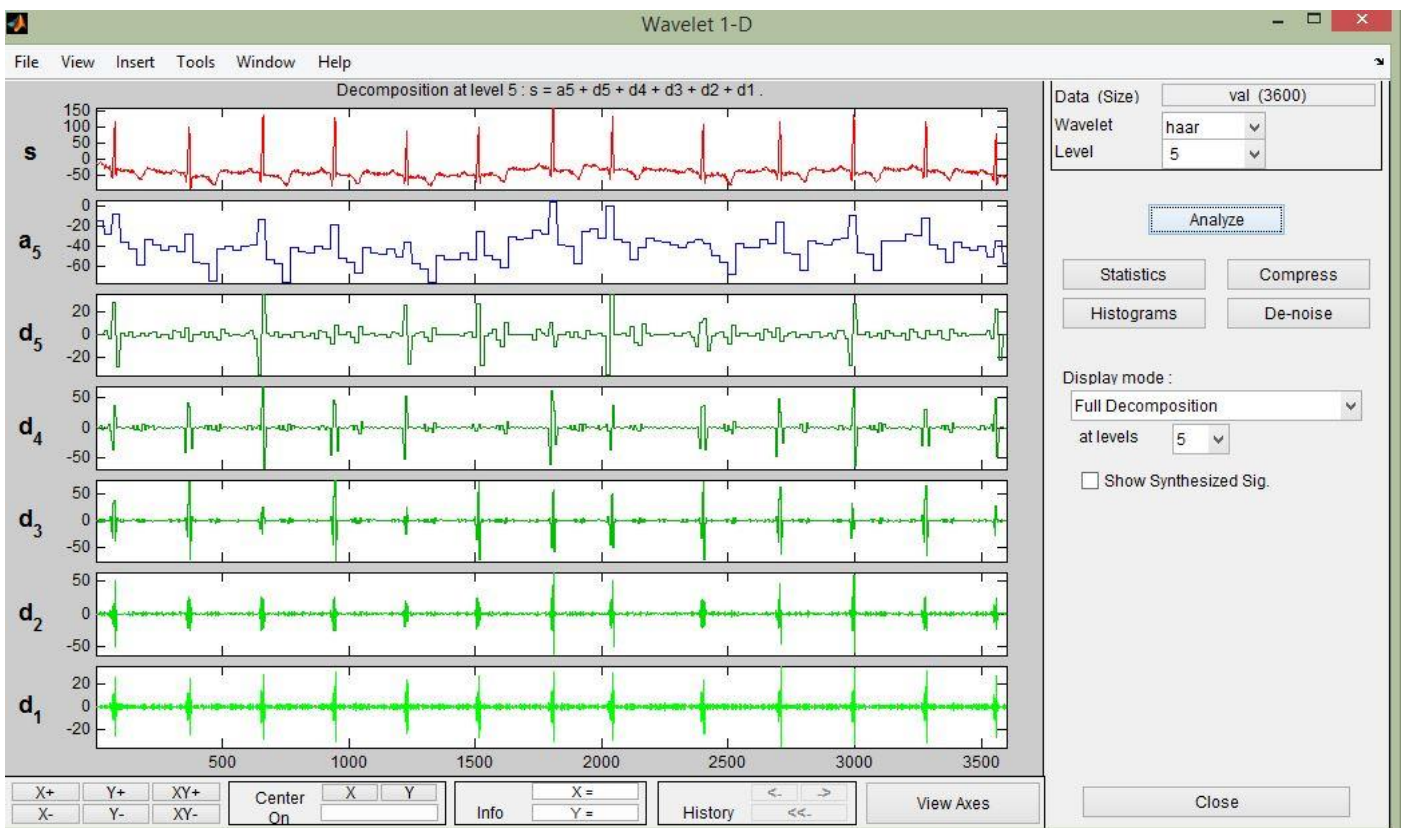


Figure IV.15 : Décomposition niveau 5.

Puis on clique sur compresser et on obtient les résultats suivant :

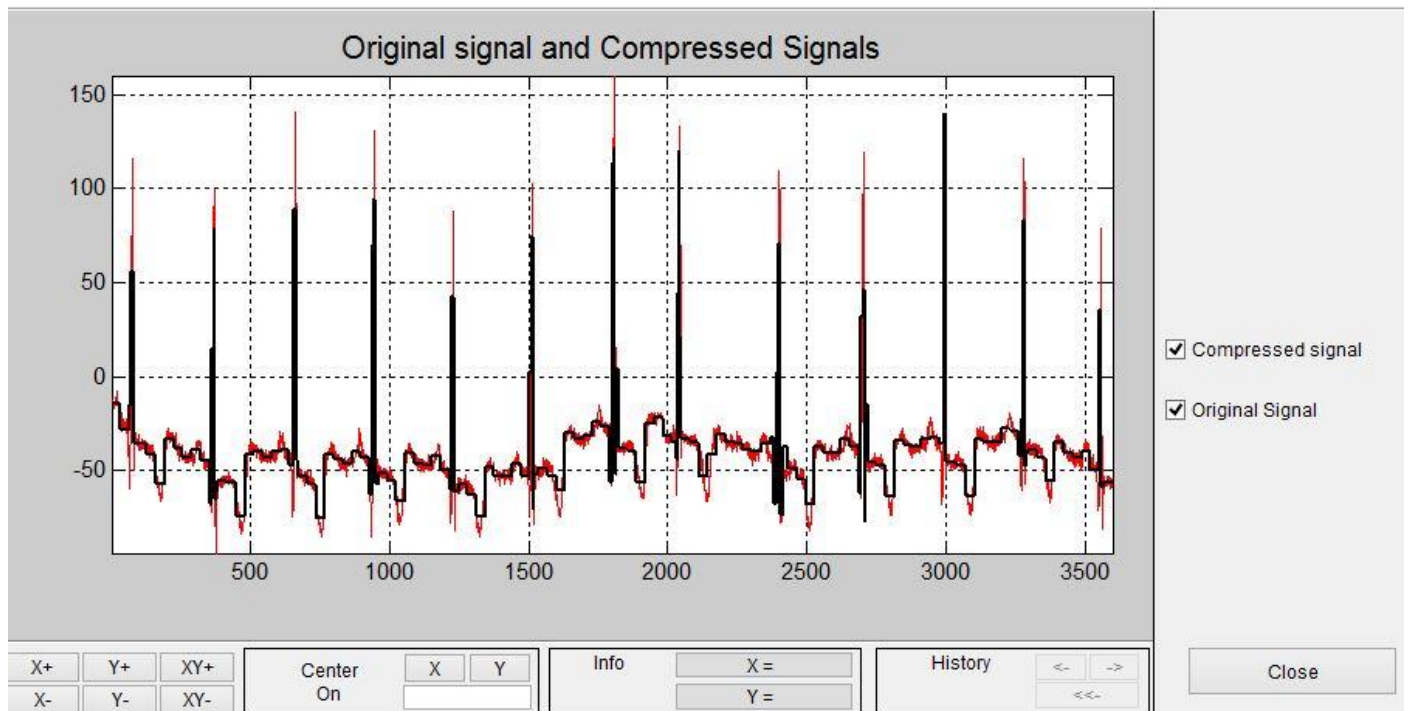


Figure IV.16 : Signal original (rouge) et signal compressé (noir).

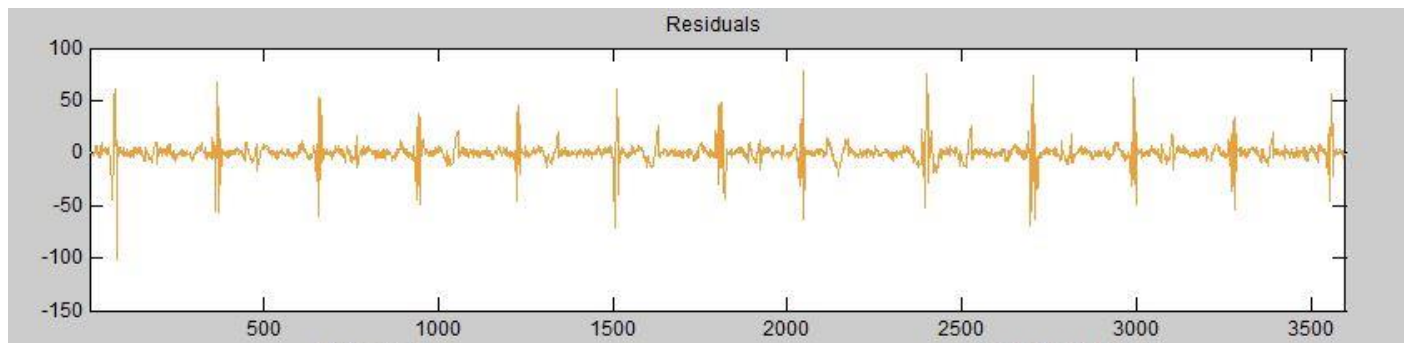


Figure IV.17 : Erreur.

Le tableau suivant résume les résultats obtenus dans les méthodes de compression précédentes :

	ECG	TC	PRD	E
DCT	ECG_100	10	0.0560	0.0593
	ECG_112	10.7778	0.0225	0.0615
	ECG_230	10.9167	0.0442	0.0606
FFT	ECG_100	6.5	0.1032	0.2013
	ECG_112	9.4444	0.0491	0.2923
	ECG_230	7.3333	0.087	0.2382
DST	ECG_100	14.5833	0.1108	0.2322
	ECG_112	11.5556	0.0365	0.1613
	ECG_230	15.4444	0.0864	0.2311
OND	ECG_100	85.5	4.6824e -5	4.1462e -8
	ECG_112	68.5	1.7368e -5	3.6586e -8
	ECG_230	95.9399	4.7481e -5	6.9813e -8

Tableau IV.3 : les résultats obtenus par les méthodes de compression.

Les résultats obtenus de nos algorithmes de compression offrent moins de déformations visuelles dans le signal reconstitué (PRD) et meilleur taux de compression (TC).

On remarque que l'algorithme de compression par ondelette offre des meilleurs résultats par rapport à trois autres méthodes (DCT, FFT, DST).

IV.4.Détection de signal compressé :

IV.4.1. méthode de Pan tompkins :

On applique les mêmes étapes de détection sur le signal compressé et on obtient les résultats suivant :

	ECG	R_R									
DCT	ECG_100	0.8139	0.8139	0.7889	0.7889	0.7889	0.8167	0.6556	0.4250		
		0.5694	0.4222	0.4194	0.8111	0.7917	0.7694				
	ECG_112	0.7167	0.7306	0.6861	0.7139	0.6778	0.7083	0.6750	0.7111		
		0.6806	0.6611	0.6944	0.6889	0.6944	0.5306				
	ECG_230	0.7639	0.7389	0.7333	0.7167	0.7278	0.7389	0.7250	0.7583		
		0.7417	0.7194	0.7194	0.7167	0.7194					
FFT	ECG_100	0,9058	0,9846	1	0,9222	0,8909	0,9418	0,9877	0,9336	0,9415	0,9453
			0,9726	0,9259	0,9026						
	ECG_112	0,7795	0,7709	0,7242	0,7153	0,6511	0,7343	0,7656	0,7108	0,6003	
		0,6421	0,6963	0,7789	0,9078	1					
	ECG_230	0,6175	0,6374	0,6467	0,7034	0,6265	0,6130	0,8525	0,7938	0,8369	
		0,9004	0,9250	0,9323	0,9005	1					
DST	ECG_100	0,9067	0,9844	1	0,9222	0,8902	0,9415	0,9883	0,9339	0,9420	0,9453
			0,9727	0,9260	0,9023						
	ECG_112	0,7795	0,7706	0,7250	0,7153	0,6517	0,7333	0,7658	0,7105	0,6003	
		0,6419	0,6968	0,7794	0,9083	1					
	ECG_230	0,6175	0,6379	0,6471	0,7035	0,6266	0,6134	0,8533	0,7942	0,8372	
		0,9004	0,9255	0,9321	0,9006	1					
OND	ECG_100	0,5332	0,6583	0,7164	0,7453	0,4585	0,6355	0,8986	0,4682	0,6170	0,4830
			0,6763	0,6824	0,4191						
	ECG_112	0,4010	-0,3658	0,0312	0,3411	-0,1548	-0,0455	-0,1054	0,2630	-0,1978	
		0,4297	-0,1952	0,7513	0,6588	-0,1900	0,7278	-0,1535	1	0,2305	0,6250
		0,8385	0,4453	0,7265							
	ECG_230	0,5496	0,6489	0,5824	0,7239	0,51688	0,5437	0,7912	0,7680	0,8751	
		0,8607	0,9317	0,9832	0,8536	1					

Tableau IV.4.les intervalles R_R des signaux ECG après la compression.

On remarque que cette méthode a bien détecté tous les pics R des signaux compressés avec les différentes méthodes, sauf qu'il y a une mauvaise détection des pics R dans le cas de l'ECG_112 compressé avec ondelette.

IV.4.2.méthode des ondelettes :

On applique les mêmes étapes de détection sur le signal compressé et on obtient les résultats suivants :

	ECG	R_R						
DCT	ECG_100	0.8139	0.8139	0.7889	0.7889	0.7889	0.8167	0.6556
		0.4250	0.5694	0.4222	0.4194	0.8111	0.7917	0.7694
	ECG_112	0.7167	0.7306	0.6861	0.7139	0.6778	0.7083	0.6750
		0.7111	0.6806	0.6611	0.6944	0.6889	0.6944	0.5306
	ECG_230	0.7639	0.7389	0.7333	0.7167	0.7278	0.7389	0.7250
		0.7583	0.7417	0.7194	0.7194	0.7167	0.7194	
FFT	ECG_100	0.8139	0.8139	0.7889	0.7889	0.7889	0.8167	0.6556
		0.4250	0.5694	0.4222	0.4194	0.8111	0.7917	0.7694
	ECG_112	0.7167	0.7306	0.6861	0.7139	0.6778	0.7083	0.6750
		0.7111	0.6806	0.6611	0.6944	0.6889	0.6944	0.5306
	ECG_230	0.7639	0.7389	0.7333	0.7167	0.7306	0.7361	0.7250
		0.7583	0.7417	0.7194	0.7194	0.7167	0.7194	
DST	ECG_100	0.8139	0.8139	0.7889	0.7889	0.7889	0.8167	0.6556
		0.4250	0.5694	0.8417	0.8111	0.7917	0.7694	
	ECG_112	0.7167	0.7306	0.6861	0.7139	0.6778	0.7083	0.6750
		0.7111	0.6806	0.6611	0.6944	0.6889	0.6944	0.5306
	ECG_230	0.7639	0.7389	0.7333	0.7167	0.7278	0.7389	0.7250
		0.7583	0.7417	0.7194	0.7194	0.7167	0.7194	
OND	ECG_100	0.8222	0.8000	0.8000	0.7778	0.8000	0.8222	0.6444
		0.8444	0.8111	0.7889	0.7556			1
	ECG_112	0.7111	0.6222	0.8000	0.7111	0.7111	0.6222	0.7111
		0.7111	0.7111	0.6222	0.7111	0.7111	0.6222	
	ECG_230	0.7667	0.7444	0.7333	0.7111	0.7333	0.7333	0.7222
		0.7667	0.7333	0.7222	0.7222	0.7111	0.7222	

Tableau IV.5.les intervalles R_R des signaux ECG après la compression.

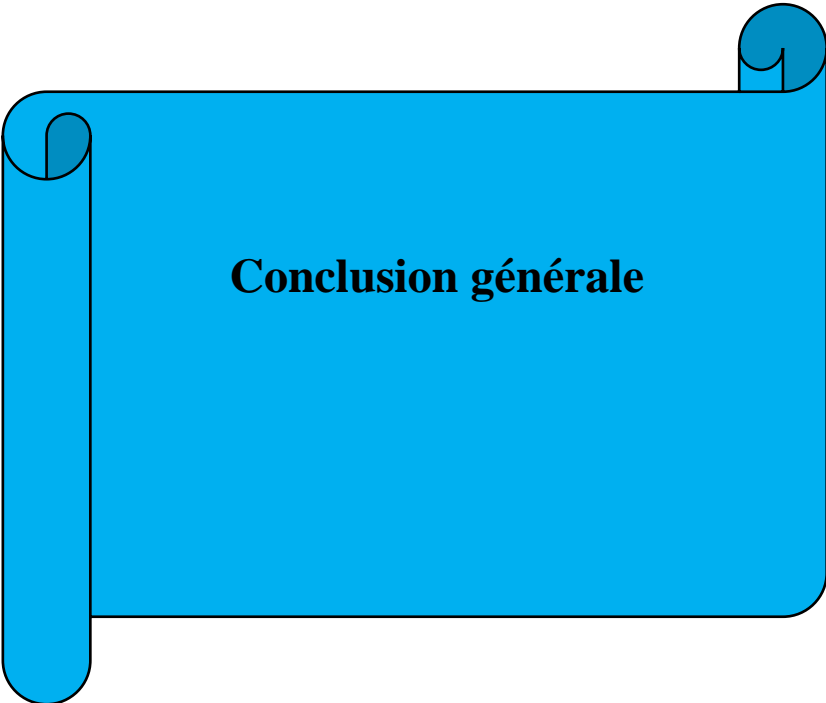
On remarque que cette méthode a bien détecté tous les pics R des signaux compressé avec une erreur négligeable.

IV.5.Conclusion :

Dans ce dernier chapitre, nous avons appliqué dans la première partie deux algorithmes de détection du complexe QRS des signaux ECG.

Dans la deuxième partie nous avons appliqué quatre algorithmes de compression des signaux ECG (DCT, FFT, DST et DWT), le dernier algorithme (DWT) nous a permis de donner des résultats très efficaces du taux de compression élevé, taux de distorsion et d'erreur faible.

Dans la troisième partie, après l'application des algorithmes de détection sur les signaux compressés par les différentes méthodes, nous avons montré que le signal conserve bien les caractéristiques du complexe QRS (avec quelques erreurs de détection de pic R).



Conclusion générale

Conclusion générale.

Les signaux cardiaques produits lors de chaque battement de cœur transportent des informations diagnostiques importantes sur l'activité du cœur. En pratique, plusieurs systèmes de surveillance cardiaque sont utilisés, tels que la phonocardiographie, l'électrocardiographie, la photopléthysmographie. L'acquisition de ces différents signaux génère en permanence une grande quantité de données.

Récemment, on s'est beaucoup intéressé à la surveillance de la santé cardiaque à domicile pendant de longues périodes, ce qui minimise les risques associés aux patients atteints de maladies cardiovasculaires. Cela a conduit au développement de systèmes de transmission portables à faible consommation d'énergie et d'encombrement modérément réduit.

Le premier objectif assigné à ce travail consiste à mettre à la disposition du médecin un outil d'aide dans la prise de décision et diagnostic. Pour cela nous avons appliqué deux différentes méthodes de détections, la méthode d'ondelette basée sur la mesure des intervalles R_R donne de bons résultats pour la détection des pics R, mais celle de pan tompkins permet de faire une analyse fiable car elle est basée sur le seuillage.

Dans la deuxième partie nous avons appliqué la compression aux signaux biomédicaux ECG afin de réduire les coûts de stockage et de transmission à travers les canaux de communication modernes. Notre travail est orienté vers l'évaluation des critères généraux de compression (taux de compression, erreur et PRD). Dans ce cadre, quatre méthodes de compression des signaux ECG ont été appliquées (DCT, FFT, DST et DWT).

Les résultats obtenus par l'algorithme DWT appliqué au signal ECG indiquent des résultats très efficaces du taux de compression élevé, erreur moyenne et taux de distorsion faible.

En perspective nous souhaitons que notre travail soit amélioré au niveau de la compression des signaux ECG en utilisant le codage de Huffman et Huffman modifié.

Bibliographie

- [1] : Clifford,G.D., Azuaje,F.,& McSharry, P.(2006). Advanced methods and tools for ECG data analysis . Artech house, Inc..
- [2] : <http://sante-medecine.commentcamarche.net/faq/12384-electrocardiogrammedefinition>
- [3] Melgani, F., Bazi, Y., 2008. Classification of Electrocardiogram Signals With Support Vector Machines and Particle Swarm Optimization. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, vol.12, pp.667-677.
- [4] Tchiotsopa, D., Tiedeub, A., Komb, M., 2013. Approaches for ECG data compression using orthogonal polynomials.IRBM Journal, vol. 31, pp.154–169
- [5] Bardet, J.M., Bertrand, P., Billat, V., 2008 .Estimation nonparamétrique de la densité spectrale d'un processus gaussien échantillonné aléatoirement. Annales de l'I.S.U.P., vol.2, pp.123-138.
- [6] : Cassirame, J., Tordi, N., Mourot, L., Rakobowchuk, M. et Regnard, R., 2007. L'utilisation d'un nouveau système d'enregistrement de fréquence cardiaque battement à battement pour l'analyse traditionnelle de variabilité de fréquence cardiaque. Journal of SCIENCE & SPORTS, vol.22, pp.238- 248.
- [7] : Boutaa, M., Bereksi-Reguig, F. et Debbal, S.M.A., 2008. ECG signal processing using multiresolution analysis. Journal of Medical Engineering & Technology, vol.32, pp.466-478.
- [8] Ouali, S. , Ben Salem, H., Gribaa, R., Kacem, S., Hammas, S., Fradi, S., Neffeti, E., Remedi, F., Boughzela, E., 2013. L'intervalle QT : standardisation, limites et interpretation. Annales de Cardiologie et d'Angéiologie, vol.61, pp.42-48.
- [9] : CD universalise , version 5. 1999.
- [10] Huang B.1999 : ECG Classification And Compression In Long-Term Monitoring. Department of electrical and computer engineering signal and data compression laboratory.1P
- [11] J. Pan and W.J. Tomkins, "Areal-Time QRS Detection Algorithm", IEEE,vol.BME-232, pp230-236, March
- [12] Benitez, D., Gaydecki, P. A., Zaidi, A., & Fitzpatrick, A. P. (2001). The use of the Hilbert transform in ECG signal analysis. Computers in biology and medicine, 31(5), 399-406.
- [13] Rémi. D. "Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce D'anomalies en électrocardiographie ". Mémoire de thèse de doctorat de l'université Paris 6,2004.
- [14] F. Abdelliche*, A. Charef, M. Benmalek, M.L. Talbi. "Prétraitement de l'ECG pour la Détection du Complexe QRS en Utilisant une Ondelette Fractionnaire".SETIT 2007 4th International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications March 25-29, 2007 – TUNISIA
- [15] A. Ghaffari , H. Golbayani , M. Ghasemi. "A new mathematical based QRS detector using continuous wavelet transform ". Computers and Electrical Engineering 34 (2008) 81–91
- [16] Y. Meyer. Les ondelettes, algorithmes et applications. Edition Armand Colin.1993/1994.
- [17] S. Mallat. A wavelet tour of signal processing. Academic Press, 1998.
- [18] I. Daubechies. Ten lectures on wavelets . CBMS, SIAM, 1994.
- [19] A. Ben attalah, M. A. Ben ayed, M. Loulou, N. Masmoudi. Implémentation électronique de la transformer en ondelette discrète unidimensionnelle. Conférence SETIT 2003, 17 Mars-21 Mars 2003 Sousse, Tunisie.