

**République Algérienne Démocratique et Populaire**  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
Université Djilali Bounaama Khemis Miliana



**Faculté des Sciences et de la Technologie**  
**Département de Technologie**

Mémoire du Projet de Fin d'Études  
Pour l'obtention du diplôme de

**Master**

En

« Télécommunications »

Option :

« Systèmes de Télécommunications »

**Thème :**

Etude et analyse des techniques de compression du signal ECG

**Réalisé par :**

❖ Gouasmi Hanane

❖ Ladbil Ahlem

**Encadré par :**

Encadreur :

Mr D. Naar

Co-encadreur :

Mr. ABDELKADER Rabah

Année Universitaire : 2022/2023

## *Dédicace*



J'aimerais exprimer ma gratitude envers Allah pour avoir béni mes facultés d'écriture, ainsi que pour m'avoir accordé la force de croire en mes rêves et la persévérance nécessaire pour les poursuivre.

À ma précieuse mère, celle qui m'a donné la vie et qui représente la tendresse, je suis infiniment reconnaissant pour les sacrifices qu'elle a consentis pour mon bonheur et ma réussite.

À mes chers parents, je souhaite souligner que cette réussite est également la leur.

À mes meilleurs amis et à tous ceux qui me sont chers, votre soutien inconditionnel et votre amitié précieuse ont été une source d'inspiration constante tout au long de cette aventure.

À Ahlem Ladbai, ma sœur, je t'exprime ma gratitude et mon amour.

Enfin, je tiens à exprimer ma reconnaissance envers toutes les personnes qui ont contribué à ma formation et à la réalisation de ce travail. Votre soutien, vos conseils et votre encouragement ont joué un rôle essentiel dans mon parcours académique. Que ces paroles reflètent l'ampleur de ma gratitude envers chacun de vous.

*Gouasmi Hanane*



## *Dédicace*

À ma chère famille et mes chères sœurs,

À ma mère, votre amour, votre soutien et votre présence ont toujours été une source d'inspiration inépuisable et ont grandement contribué à mon succès.

à mon père, vous m'avez offert une base solide sur laquelle j'ai pu construire ma vie. Votre dévouement, votre bienveillance et les sacrifices que vous avez consentis sont incommensurables. Vous avez toujours eu confiance en moi. Je vous suis reconnaissant pour tout ce que vous avez fait pour moi.

À mes sœurs, vous êtes mes compagnes de vie, mes confidentes. Nos liens sont indestructibles, et votre soutien inconditionnel m'a donné la force de persévérer dans les moments les plus difficiles. Et à ma douce Rital, le plus jeune membre de notre famille, que cette déclaration de dévouement peut témoigner de mon amour éternel envers ma famille souhaite également exprimer mon amour et ma gratitude envers mon amie Hanane Gouasmi, qui occupe une place spéciale dans mon cœur.

**Ladbal Ahlem**






## *Remerciements*

*Nous remercions tout d'abord le grand Dieu pour l'achèvement de ce mémoire.*

*Nous exprimons nos gratitude à Monsieur le président de jury d'avoir accepté examiné ce mémoire.*

*Nous remercions Messieurs les membres de jury, d'avoir accepté de prendre part à ce jury ainsi que pour l'intérêt qu'ils l'ont portés à ce travail.*

*Nous remercions les encadreur, M. Rabah Abdelkader et M. Djilali Naar pour leurs avis et conseils avisés, nous aidant dans ce travail et les amenant à ce mémoire.*



## **Résumé**

La compression des signaux électrocardiographiques ECG trouve un grand intérêt, notamment en raison du développement qu'a connu la télémédecine. En effet, la compression permet de réduire considérablement les coûts du stockage et /ou de la transmission des informations médicales à travers les canaux de télécommunication. Notre objectif dans ce mémoire est d'étudier et analyser les méthodes de compression et de la reconstitution des signaux ECG. Il existe plusieurs algorithmes de compression dans la littérature à savoir : TP, AZTEC, DCT et DWT. On s'intéresse dans ce mémoire aux DCT et DWT qui seront combinés avec le codage RLE (Run Length Encoding) ainsi que les différents types de seuillage dans le but d'améliorer le taux de compression et la fidélité du signal reconstruit.

**Mot clés** : électrocardiogramme (ECG), compression du signal ; DCT ; DWT ; RLE ; Seuillage

## **Abstract**

The compression of electrocardiographic (ECG) signals has gained significant interest, particularly due to the development of telemedicine. Compression allows for a considerable reduction in the costs of storing and/or transmitting medical information through telecommunication channels. The objective of this thesis is to study and analyze methods for compressing and reconstructing ECG signals. There are several compression algorithms in the literature, namely: TP, AZTEC, DCT, and DWT. In this thesis, we focus on DCT and DWT, which will be combined with Run Length Encoding (RLE) coding and various types of thresholding in order to improve the compression ratio and fidelity of the reconstructed signal

**Keywords:** electrocardiogram (ECG); signal compression; DCT; DWT; RLE; Thresholding

## ملخص:

لقى ضغط إشارات القلب الكهربية (ECG) اهتماما كبيرا، خاصة نظرا لتطور الرعاية الطبية عن بعد التي حدثت في الواقع ، يجعل الضغط من الممكن تقليل تكاليف تخزين و / أو نقل المعلومات الطبية عبر قنوات الاتصالات بشكل. عن بُعد بشكل كبير. هدفنا في هذا البحث هو دراسة وتحليل أساليب ضغط واستعادة إشارات القلب الكهربية (ECG) هناك العديد من خوارزميات الضغط المذكورة في الأدبيات مثل TP: و Aztec و DCT و DWT. نحن مهتمون في هذا البحث بـ DCT و DWT التي ستجمع مع ترميز RLE ترميز طول السلسلة).بالإضافة إلى أنواع العتبات المختلفة من أجل تحسين معدل الضغط ودقة الإشارة المعاد بناؤها.

**الكلمات المفتاحية:** مخطط كهربية القلب (ECG)؛ ضغط الإشارة RLE. DWT. DCT. ؛ عتبة

## Liste des abréviations

<b>AV</b>	Auriculo-Ventricule
<b>aVF</b>	a(augmented) V(Voltage ) F(Foot)
<b>aVL</b>	a(augmented) V(Voltage ) L(Left arm)
<b>aVR</b>	a(augmented) V(Voltage ) R(Right arm).
<b>AZTEC</b>	Amplitude Zone Time EpochCoding
<b>CR</b>	Compression Rate
<b>DCT</b>	Discret CosineTransform(transformée de cosinus discrète).
<b>DFT</b>	Discret Fourier Transform (Transformée de Fourier Discrète
<b>DI, DII, DIII</b>	Dérivations Standard (d'EINTHOVEN) de l'ECG
<b>DWT</b>	DiscretWaveletTransform(Transformée en ondelette discrète).
<b>ECG</b>	<i>ElectroCardioGramme</i>
<b>IDCT</b>	Inverse Discret CosineTransform (transformée en cosinus discrète inverse).
<b>IDWT</b>	Inverse Discret Wavelet Transform(Transformée en ondelette discrète inverse).
<b>LA</b>	Left Arm.
<b>LL</b>	Left Leg.
<b>LZW</b>	Lempel-Ziv-Welch
<b>PRD</b>	Percentage of Root mean squared Difference.
<b>RA</b>	Right Arm.
<b>RLE</b>	Run length coding.
<b>TF</b>	Transformée de Fourier.
<b>TP</b>	Turning Point

# Sommaire

Liste des abréviations

Liste des figures

Liste de tableaux

Introduction générale.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
1.1 Introduction .....	2
1.2 Anatomie du cœur .....	2
1.3 Activité électrique du cœur.....	4
1.4 Electrocardiographie.....	5
1.4.1 Ondes et Intervalles de L'ECG.....	5
L'onde P.....	5
Le complexe QRS .....	6
L'onde T .....	6
L'intervalle RR .....	6
Le segment ST.....	6
L'intervalle PQ.....	6
L'intervalle QT .....	7
1.5 Caractéristiques électrocardiographiques [4].....	7
1.6 Dérivations bipolaires (dérivations standard).....	7
1.6.1 Les dérivations précordiales .....	8
1.7 Le système cardiovasculaire .....	9
1.7.1 La circulation .....	9
1.7.2 Le cycle cardiaque .....	11
1.8 Principes généraux des systèmes d'électro cardiologie automatisés .....	12
1.9 Conclusion .....	13
2.1 Introduction .....	16
2.2 Compression.....	16
2.3 Critères d'évaluation.....	16
2.4 Types de compression.....	17
2.4.1 Compression sans pertes .....	17
2.4.2 Compression avec pertes.....	19
2.4.2.1. Méthodes direct .....	19
➤ Turning Point (TP).....	19
➤ Algorithme Amplitude Zone Time Epoch Coding(AZTEC) .....	20
2.4.2.2. Méthodes par transformée.....	20
➤ La transformée de Fourier discrète DFT .....	20

➤ Transformée en cosinus discrète (DCT) .....	21
➤ Transformée en ondelettes .....	21
2.5 . Approches hybrides proposées .....	21
2.5.1. Approche DCT-RLE .....	22
2.5.2. Approche DWT-RLE .....	24
2.5.2.1. Définition de l'ondelette .....	24
2.5.2.2. Transformée en ondelette .....	25
Transformée en ondelette continue (TOC) .....	26
Transformée d'ondelette discrète (DWT) .....	26
2.5.2.3. Familles d'ondelettes .....	27
2.5.2.4. Analyse multi-résolution .....	31
2.5.2.5. Types de seuillage .....	33
2.5.2.6. Type de seuil.....	34
Seuil statique .....	34
Seuillage dépendant du niveau .....	34
2.5.2.7. Choix d'ondelette.....	35
2.6 Conclusion .....	36
3.1 Introduction .....	37
3.2 Présentation de la base de données MIT/BIH.....	37
3.3 Résultats et discussion .....	37
3.3.1. Algorithme TP .....	39
3.3.2. Algorithme AZTEC.....	40
3.3.3. Algorithme DCT-RLE.....	41
3.3.4. Algorithme DWT-RLE .....	44
3.4. Conclusion .....	53
Conclusion générale.....	54
Bibliographie	

## Liste des figures

### ❖ Chapitre 1 : Généralités sur les signaux électrocardiographies

Figure 1.1: Schéma en coupe de l'anatomie d'un cœur.....	3
--	---

<b>Figure 1.2:</b> Formes de potentiels d'action dans les différentes parties du cœur, et séquence temporelle de la propagation de l'activité électrique cardiaque.....	5
<b>Figure 1.3 :</b> Le tracé normal d'un ECG indique l'onde P, le complexe QRS et l'onde T, les intervalles PR, RR, et QT, ainsi que les segments PR et ST.....	6
<b>Figure 1.4.</b> Dérivations bipolaires et triangle d'Einthoven.....	9
<b>Figure. 1.5</b> Les dérivations précordiales.....	10
<b>Figure 1.6 :</b> Schéma simplifié de la circulation sanguine.....	12
<b>Figure 1.7:</b> Tracé de la fonction amplitude sur une longueur de 2048 points de signal 100...	13

## ❖ Chapitre 02 : Techniques de compression

<b>Figure 2.1:</b> Compression RLE.....	18
<b>Figure 2.2:</b> Organigramme de l'approche hybride DCT-RLE.....	22
<b>Figure 2.3 :</b> Résultat de compression par la DCT-RLE.....	23
<b>Figure 2.4:</b> (a) Translation (changement de position) des ondelettes, (b) Changement d'échelle (niveau) des ondelettes .....	25
<b>Figure 2.5:</b> Forme de l'ondelette Haar.....	27
<b>Figure 2.6:</b> Forme de l'ondelette de Morlet.....	27
<b>Figure 2.7:</b> Formes des ondelettes Daubechies.....	28
<b>Figure 2.8:</b> Forme des ondelettes Symlet.....	28
<b>Figure 2.9:</b> Forme de l'ondelette chapeau mexicain.....	29
<b>Figure 2.10:</b> Forme de l'ondelette de Meyer.....	30
<b>Figure 2.11 :</b> Décomposition en cascade en trois niveaux.....	31
<b>Figure 2.12 :</b> Organigramme de l'approche hybride DWT-RLE.....	32
<b>Figure 2.13 :</b> Type de seuillage, dur et doux.....	33
<b>Figure 2.14 :</b> Résultat de compression par la DWT-RLE utilisant l'ondelette de Daubechies Db6 du signal 100.....	34

## ❖ Chapitre 3 : Simulations et résultats

<b>Figure 3.1 :</b> Signaux originaux, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.....	38
<b>Figure 3.2 :</b> Signaux reconstruits obtenus par l'Algorithme TP, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.....	39
<b>Figure 3.3 :</b> Signaux reconstruits obtenus par la méthode AZTEC, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.....	40

<b>Figure 3.4 :</b> Les signaux obtenus par la transformée DCT, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.....	41
<b>Figure 3.5:</b> Signaux reconstruit obtenus par DCT-RLE-seuillage dur et le seuil global, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.....	42
<b>Figure 3.6 :</b> Signaux reconstruit obtenus par DCT-RLE-Seuillage doux et le seuil global, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.....	43
<b>Figure 3.7:</b> Résultats de décomposition des signaux par la transformée DWT, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.....	45
<b>Figure 3.8:</b> Résultats de seuillage des coefficient d'ondelettes obtenus par DWT, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.....	46
<b>Figure 3.9:</b> signaux reconstruit obtenus par DWT-RLE-seuillage dur et seuil global, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.....	48
<b>Figure 3.10 :</b> Signaux reconstruit obtenus par DWT-RLE seuillage dur et seuil dépendant de niveau, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.....	48
<b>Figure 3.11:</b> Signaux reconstruit obtenus par DWT-RLE seuillage doux et seuil global, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.....	49.
<b>Figure 3.12:</b> Signaux reconstruit obtenus par DWT-RLE-seuillage doux et seuil dépendant de niveau, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.....	50
<b>Figure 3.13:</b> Valeurs de CR des signaux obtenus par les différentes méthodes et pour les différents signaux de base.....	52

## Liste de tableaux

### ↳ Chapitre 01 :

**Tableau 1.1:** la durée et l'amplitude de chaque intervalle.....8

### ↳ Chapitre 02 :

**Tableau.2.1.** Familles d'ondelettes.....26

**Tableau 2.2 :** Comparaison des performances des différentes ondelettes en terme de CR et PRD.....34

### ↳ Chapitre 03 :

**Tableau 3.1:** Valeurs de CR et PRD des signaux obtenus par les méthode DCT-RLE-Seuillage dur et DCT-RLE-Seuillage doux.....44

**Tableau 3.2:** Valeurs de CR et PRD des signaux obtenus par DWT-RLE combinée avec seuillage doux et seuillage dur.....51

**Tableau 3.3:** Valeurs de PRD des signaux obtenus par les différentes méthodes et pour les différents signaux de base.....52

# Introduction générale

---

Le stockage et la transmission des informations médicales revêtent une grande importance de nos jours, en raison de l'essor rapide de la télémédecine au cours de la dernière décennie. Dans la plupart des systèmes d'acquisition des signaux cardiaques, connue sous l'acronyme ECG, le signal est enregistré à des fréquences allant de 250 Hz à 500 Hz pour l'ECG classique, et à 1 KHz pour l'ECG à haute résolution. Ces chiffres dépassent largement les capacités des systèmes conventionnels de stockage et de transmission. Par conséquent, la compression de l'ECG est souhaitable, voire nécessaire, pour l'archivage ou la transmission en vue d'une analyse ultérieure. Cette technique suscite un intérêt croissant avec l'avènement de la télé cardiologie basée sur la technologie de communication mobile offrant des capacités vidéo. En effet, la compression reste un outil extrêmement utile pour l'enregistrement et la transmission mobile d'un ECG complet ou d'une partie de ce signal cardiaque. Notre objectif dans ce mémoire est d'étudier les techniques de compression et reconstitution de ce type de signaux.

On peut diviser généralement ces techniques de compression en deux catégories principales : les algorithmes sans pertes et les algorithmes avec pertes dont nous nous sommes intéressés dans ce mémoire qui est organisé en trois chapitres :

Le premier chapitre expose les notions générales des signaux ECG en commençant par mettant l'accent sur le fonctionnement du cœur et du système vasculaire.

Le deuxième chapitre porte sur les concepts de base de la compression des données. Il présente les méthodes générales utilisées aujourd'hui pour la compression des données sans perte, telles que le codage de Huffman, le codage arithmétique, l'algorithme RLE et LZW. Ensuite, quatre méthodes largement utilisées dans la compression des données avec perte, à savoir TP, AZTEC, DCT-RLE et DWT-RLE, sont exposées. Ces deux dernières combinaisons font une partie intéressante vue leurs performances.

Enfin, le troisième chapitre propose une comparaison suivi d'une évaluation des performances de ces algorithmes de compression, en termes du taux de compression et la fidélité du signal reconstruit (PRD) sur la base de données Arrhythmia. On conclut cette partie par une synthèse générale résumant le travail accompli ainsi que quelques perspectives des futures recherches.



**Chapitre 1 :**  
**Généralités sur les signaux**  
**électrocardiographies**

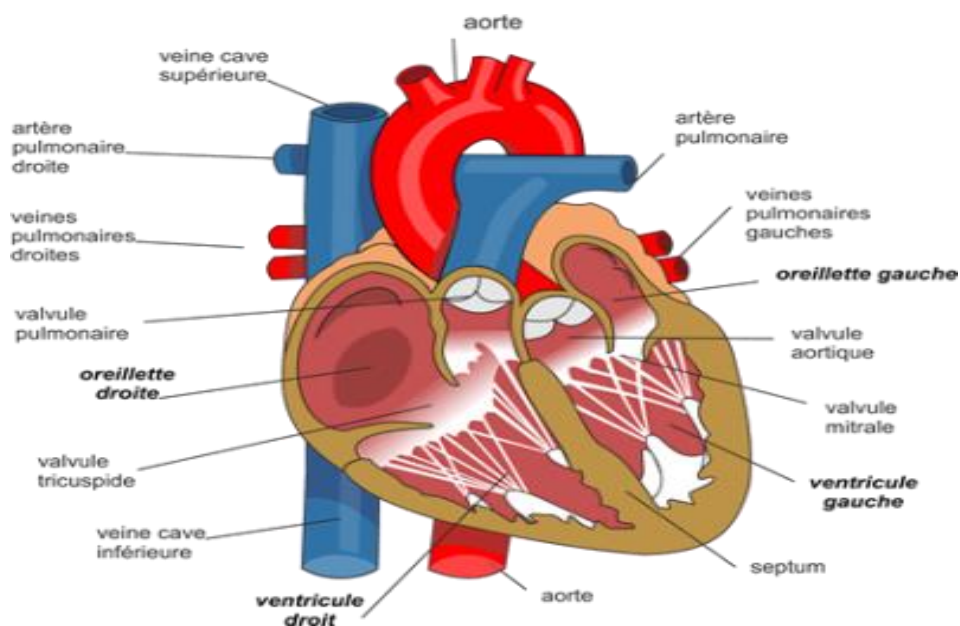
## 1.1 Introduction

Le système cardiovasculaire est composé du cœur et du système vasculaire, et sa principale fonction est d'assurer un flux continu de sang adéquat et une pression suffisante vers les organes et les tissus, afin de répondre aux besoins énergétiques de l'organisme, quelle que soit l'activité de l'individu.

Dans ce chapitre, nous abordons les concepts généraux du signal ECG. Au début, nous décrivons le fonctionnement du cœur et du système vasculaire. Ensuite, nous mettons l'accent sur le signal ECG lui-même. Enfin, nous présentons brièvement quelques caractéristiques utiles pour le signal ECG.

## 1.2 Anatomie du cœur

Le cœur (figure 1.1) est un muscle creux contractile qui joue un rôle essentiel dans la circulation sanguine.



**Figure 1.1:** Schéma en coupe de l'anatomie d'un cœur [1].

Il pompe environ 5 à 6 litres de sang par minute à chaque contraction, permettant ainsi la circulation du sang à travers le tissu musculaire appelé myocarde. Le cœur est situé dans le médiastin entre les deux régions pulmonaires, et a approximativement la taille d'un poing avec

## Chapitre 1 : Généralités sur les signaux électrocardiographies

---

un poids d'environ 350 grammes. Il est divisé en deux parties indépendantes (cœur droit et cœur gauche) par un septum épais appelé le spectre, formant ainsi une "double pompe"

Chaque partie du cœur est à son tour divisée en oreillettes et en ventricules. La partie droite du cœur transporte le sang pauvre en oxygène et assure la circulation pulmonaire, tandis que la partie gauche contient du sang riche en oxygène et le propulse vers tous les tissus du corps [1].

Les oreillettes sont séparées par des valves connues sous le nom valves à trio-ventriculaires. À droite, nous trouvons la valve tricuspide, tandis qu'à gauche, nous trouvons la valve mitrale. De même, les ventricules sont également séparés par des valves, qui sont collectivement appelées valves semi-lunaires. Ces valves comprennent la valve pulmonaire et la valve aortique [2].

Le cœur assure la circulation sanguine dans le corps grâce à ses mouvements de contraction et d'expansion. Ces mouvements de pompage du cœur génèrent des impulsions qui propulsent le sang dans les artères à chaque battement cardiaque. Généralement, cette circulation sanguine est rendue possible grâce à quatre chambres :

1. L'oreillette droite reçoit le sang des veines et le propulse vers le ventricule droit.
2. Le ventricule droit reçoit le sang de l'oreillette droite et le pompe vers les poumons, où il se charge en oxygène.
3. L'oreillette gauche reçoit le sang oxygéné des poumons et le propulse vers le ventricule gauche.
4. Le ventricule gauche propulse le sang riche en oxygène vers le reste du corps, créant ainsi la pression artérielle lors de ses contractions intenses.

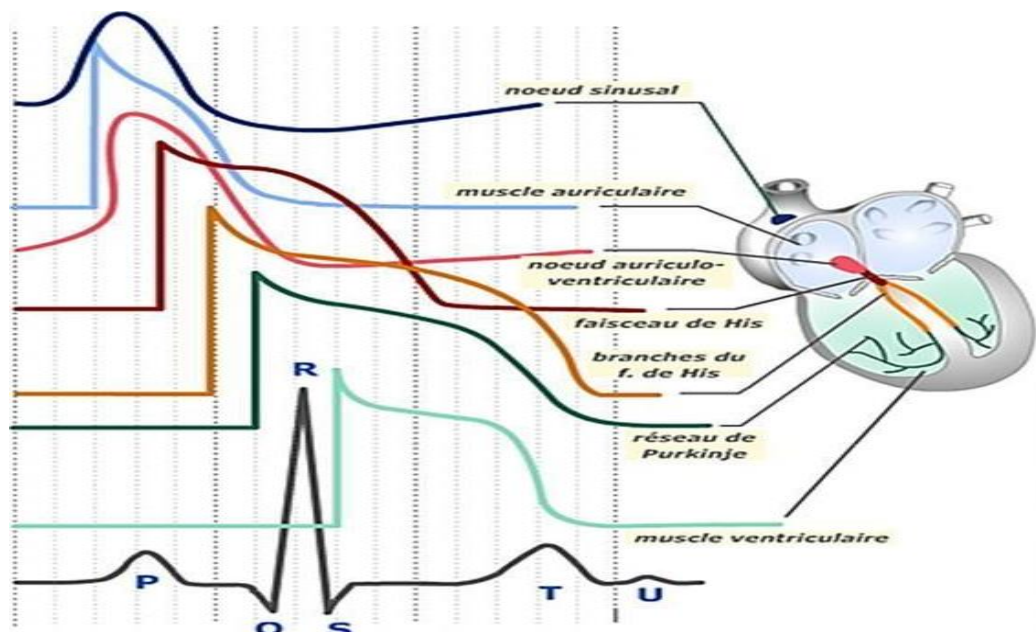
Les artères cérébrales suivent le trajet le long de la paroi cardiaque, fournissant aux muscles du cœur un apport sanguin riche en oxygène. De plus, des réseaux de neurones circulent également dans le cœur, permettant le transport de signaux complexes qui contrôlent sa contraction et sa relaxation [2].

# Chapitre 1 : Généralités sur les signaux électrocardiographiques

## 1.3 Activité électrique du cœur

Le mouvement des ions sodium ( $\text{Na}^+$ ) à travers les membranes des cellules des fibres cardiaques, lors de la dépolarisation et la repolarisation des cellules, crée une différence de potentiel électrique qui entraîne la contraction et la décontraction de la fibre cardiaque.

Dans un cœur en état normal, la dépolarisation du muscle cardiaque (changement de polarité électrique de la membrane dû au passage actif des ions ( $\text{Na}^+$ ) commence dans la partie supérieure de l'oreillette droite, au niveau du nœud sinusal de Keith et Flack. Cette dépolarisation se produit de manière autonome, avec un rythme de 70 à 100 battements par minute, et se propage dans les oreillettes, provoquant la systole auriculaire (figure 1.2), suivie d'une diastole (relâchement du muscle). L'impulsion électrique atteint ensuite le nœud auriculo-ventriculaire (AV), après une brève pause permettant au sang de pénétrer dans les ventricules. Elle emprunte ensuite le faisceau de His, composé de deux branches principales se dirigeant chacune vers un ventricule. Ces fibres, associées aux fibres de Purkinje, permettent une conduction rapide de l'impulsion électrique à plusieurs points des ventricules, entraînant une dépolarisation quasi-instantanée des ventricules. Cette contraction correspond à la systole ventriculaire. Ensuite, survient la diastole ventriculaire (relâchement du muscle), les fibres musculaires se repolarisent et reviennent à leur état initial [4].



**Figure 1.2:** Formes de potentiels d'action dans les différentes parties du cœur, et séquence temporelle de la propagation de l'activité électrique cardiaque [5].

## 1.4 Electrocardiographie

Le terme "électrocardiogramme" (ECG) fait référence de manière générale aux techniques permettant de visualiser les différences de potentiel générées par l'excitation du cœur. Ces potentiels se forment à la frontière entre les zones excitées et non excitées du myocarde, et sont mesurés entre deux points à la surface du corps. Une fibre cardiaque en cours de dépolarisation peut être considérée comme un dipôle électrique. À un instant précis, le front de l'onde d'activation formé par l'ensemble de ces dipôles élémentaires crée un champ électrique qui dépend des moments dipolaires. L'enregistrement de l'évolution temporelle de ce champ électrique, réalisé à l'aide d'électrodes cutanées, est appelé électrocardiogramme de surface, plus simplement connu sous le nom d'ECG [6].

### 1.4.1 Ondes et intervalles de L'ECG

Un ECG typique est illustré par la figure (1.3), mettant en évidence chaque onde, segment et intervalle, soigneusement notés et étiquetés. Ce graphique décrit les événements électriques importants qui se produisent lors d'un cycle cardiaque figure (1.3). [7-8].

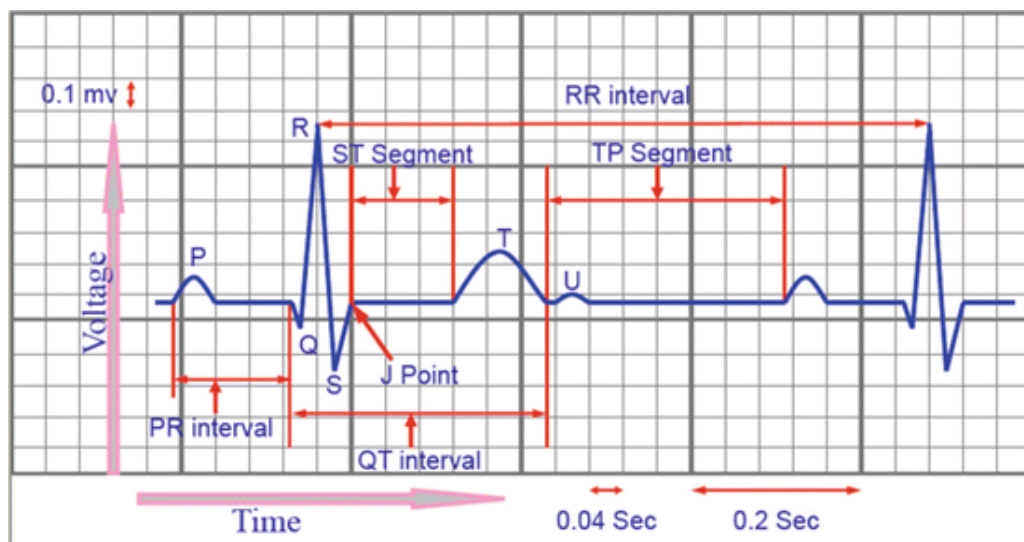


Figure 1. : Le tracé normal d'un ECG [8].

#### a. L'onde P

Elle représente la dépolarisation des oreillettes. Sa forme peut être positive ou négative, et sa durée est généralement d'environ 90 ms. Son observation est souvent difficile, surtout dans des conditions bruitées. Il est important de noter que la dépolarisation des oreillettes n'est

## Chapitre 1 : Généralités sur les signaux électrocardiographies

---

pas visible sur l'ECG car elle coïncide avec le complexe QRS, qui a une amplitude plus importante.

### **b. Le complexe QRS**

Il correspond à la dépolarisation des ventricules, précédant la contraction mécanique du cœur. Il présente la plus grande amplitude sur l'ECG. Le complexe QRS est composé 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 à nouveau négative. Sa durée normale se situe entre 85 et 95 ms.

### **c. L'onde T**

Elle correspond à la repolarisation des ventricules et peut être négative, positive ou biphasique. L'onde T a généralement une amplitude plus faible que le complexe QRS. Bien que la dépolarisation et la repolarisation des ventricules soient des événements opposés, l'onde T a normalement le même signe que l'onde R, ce qui indique une asymétrie entre la dépolarisation et la repolarisation.

L'ECG comporte également plusieurs intervalles, comme illustré dans la Figure (1.3) :

### **d. L'intervalle RR**

Il est défini par les pics de deux ondes R consécutives et permet d'évaluer 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.

### **e. Le segment ST**

Il représente l'intervalle pendant lequel les ventricules restent dans un état de dépolarisation active. Il est également défini comme la durée entre la fin de l'onde S et le début de l'onde T.

### **f. L'intervalle PQ**

Il représente la durée entre le début de la dépolarisation des oreillettes et le début de la dépolarisation des ventricules. Il reflète le temps nécessaire à l'impulsion électrique pour se propager du nœud sinusal aux ventricules. Cet intervalle est mesuré entre le début de l'onde P et le début du complexe QRS.

# Chapitre 1 : Généralités sur les signaux électrocardiographiques

## g. 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 de la repolarisation des ventricules. Sa dynamique peut être associée à des risques d'arythmie ventriculaire et de mort cardiaque subite. Le tableau (1.1) montre la durée et l'amplitude de chaque intervalle

	Onde P	Complexe QRS	Onde T	Intervalle PQ	Intervalle ST	Intervalle QT	Onde R
Durée(s)	<0.11	0.08	0.2	0.12 à 0.2	0.2	0.36	0.07 à 0.1
Amplitude(mv)	<0.25	Qa<0 Ra>0, Sa<0	>0	Isoélectrique : 0	Isoélectrique : :0		1.60

**Tableau 1.1:** la durée et l'amplitude de chaque intervalle [25].

## 1.5 Caractéristiques électrocardiographiques [4]

- Un aspect caractéristique de torsion de l'axe des ventriculogrammes autour de la ligne isoélectrique, se traduisant par une inversion de l'axe de 180° environ tous les 4-5 complexes, avec une évolution progressive de la morphologie et de l'amplitude.
- Une fréquence ventriculaire élevée, généralement située autour de 200-250 battements par minute.
- Un caractère souvent non soutenu, avec des arrêts spontanés et une tendance à la récurrence, pouvant évoluer vers une fibrillation ventriculaire.
- Un couplage prolongé de la première extrasystole ventriculaire (ESV), qui déclenche la torsade (généralement supérieure ou égale à 600 ms), mais un phénomène R/T dû à l'allongement du QT.
- Des troubles de la repolarisation sur l'électrocardiogramme en rythme sinusal, avec un aspect de QT long (supérieur à 440 ms).

## 1.6 Dérivations bipolaires (dérivations standard)

Einthoven a suggéré trois dérivations connues sous le nom de dérivations bipolaires car elles mesurent le potentiel entre deux électrodes distinctes : DI, DII et DIII. Ces dérivations sont obtenues en combinant les potentiels enregistrés sur le bras gauche (L), le bras droit (R) et la jambe gauche (F) de la manière suivante.

# Chapitre 1 : Généralités sur les signaux électrocardiographiques

$$DI = VL - VR \quad (1.1)$$

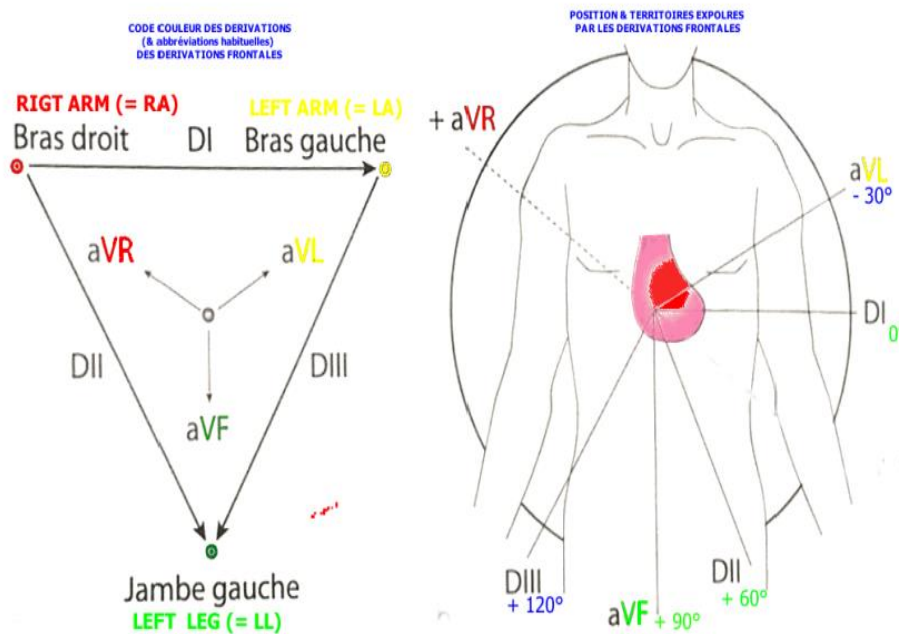
$$DII = VF - VR \quad (1.2)$$

$$DIII = VF - VL \quad (1.3)$$

Avec :

$$DI + DIII = DII \quad (1.4)$$

Dans ce système de référence, le potentiel mesuré au bras droit est désigné par VR, le potentiel au bras gauche par VL, et le potentiel dans la jambe gauche par VF. Cette configuration est représentée graphiquement par un triangle équilatéral connu sous le nom de triangle d'Einthoven. Les sommets de ce triangle représentent les emplacements des électrodes, comme illustré dans la figure (1.4). Ces dérivations permettent d'explorer l'activité cardiaque dans le plan frontal [9].



**Figure 1.4.** Dérivations bipolaires et triangle d'Einthoven [10].

## 1.6.1 Les dérivations précordiales

Ces dérivations unipolaires sont positionnées à des emplacements spécifiques (figure 1.5) définis par Wilson sur la paroi thoracique [11].

- V1 est positionnée sur le bord droit du sternum, au niveau du quatrième espace intercostal.
- V2 est positionnée sur le bord gauche du sternum, au niveau du quatrième espace intercostal.

## Chapitre 1 : Généralités sur les signaux électrocardiographiques

---

- V4 est positionnée sur la ligne médioclaviculaire, au niveau du cinquième espace intercostal à gauche.
- V3 est placée entre V2 et V4.
- V5 est placée sur la ligne axillaire antérieure, au niveau du cinquième espace intercostal à gauche.
- V6 est placée sur la ligne axillaire moyenne, au niveau du cinquième espace intercostal à gauche.

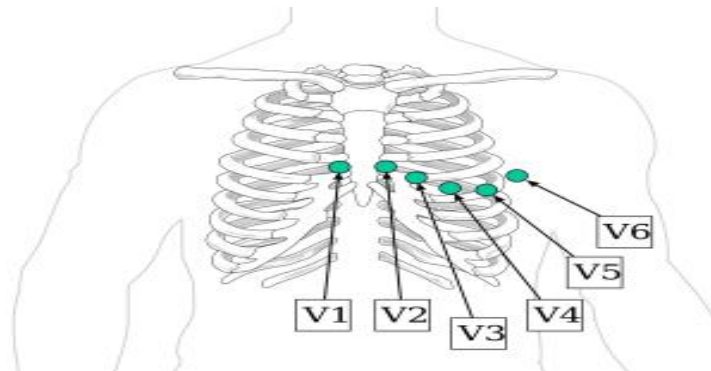


Figure. 1.5 Les dérives précordiales [12].

### 1.7 Le système cardiovasculaire

Le système circulatoire, également connu sous le nom de système cardio-vasculaire, garantit la circulation ininterrompue du sang dans le corps. Il assure ainsi l'approvisionnement continu en oxygène et en nutriments des cellules tissulaires, ainsi que l'élimination des déchets vers les reins et du dioxyde de carbone vers les poumons. Ce système se compose d'un organe de pompage, le cœur, et d'un réseau fermé et continu de canaux qui permettent le transport du sang, connu sous le nom de système vasculaire (veines et artères) [13].

#### 1.7.1 La circulation

Le système cardiovasculaire joue un rôle crucial dans le transport du sang à travers le corps, assurant ainsi l'approvisionnement en nutriments et en oxygène nécessaires au bon fonctionnement des cellules, tout en éliminant les déchets et le dioxyde de carbone (CO<sub>2</sub>). Le sang chargé de déchets revient vers la partie droite du cœur via les veines caves, puis passe successivement par l'oreillette et le ventricule droits avant d'être envoyé vers les poumons. Dans les poumons, les cellules sanguines échangent le dioxyde de carbone contre de l'oxygène, puis reviennent au cœur par les veines pulmonaires, constituant ainsi la circulation pulmonaire. Le sang passe ensuite par l'oreillette et le ventricule gauches, puis est propulsé dans la circulation systémique, qui irrigue le reste du corps. Le cœur assure ainsi la connexion entre

## Chapitre 1 : Généralités sur les signaux électrocardiographies

---

la circulation systémique et la circulation pulmonaire, formant les deux parties du système cardiovasculaire. Cette situation est illustrée dans la figure (1.6).

L'artère aorte est le vaisseau qui transporte le sang du cœur vers la circulation systémique, tandis que les artères pulmonaires sont les vaisseaux qui transportent le sang du cœur vers la circulation pulmonaire. De manière générale, les artères sont les vaisseaux par lesquels le sang s'éloigne du cœur. Les veines caves sont les vaisseaux qui ramènent le sang de la circulation systémique vers le cœur, tandis que les veines pulmonaires sont les vaisseaux qui ramènent le sang des poumons vers le cœur. De manière générale, les veines sont les vaisseaux par lesquels le sang revient au cœur.

Les artères et les veines sont les vaisseaux sanguins de plus gros calibre. À mesure que l'on s'éloigne du cœur, les artères se divisent en artérioles et les veines se divisent en veinules, qui sont des vaisseaux plus fins. Les capillaires assurent la liaison entre les artérioles et les veinules, ce sont des vaisseaux extrêmement minces dont la paroi est perméable, permettant ainsi les échanges de composés chimiques entre le sang et les cellules.

Dans les vaisseaux de plus grand diamètre, le sang peut s'écouler sans rencontrer une grande résistance. En revanche, dans les artérioles, les veinules et les capillaires, où le diamètre est plus petit, l'écoulement du sang est plus difficile. On dit que ces vaisseaux présentent une résistance plus élevée à l'écoulement. Par ailleurs, les veines sont plus élastiques que les artères et peuvent servir de réservoir en stockant une certaine quantité de sang pour rééquilibrer les pressions dans le circuit si nécessaire [14].

# Chapitre 1 : Généralités sur les signaux électrocardiographiques

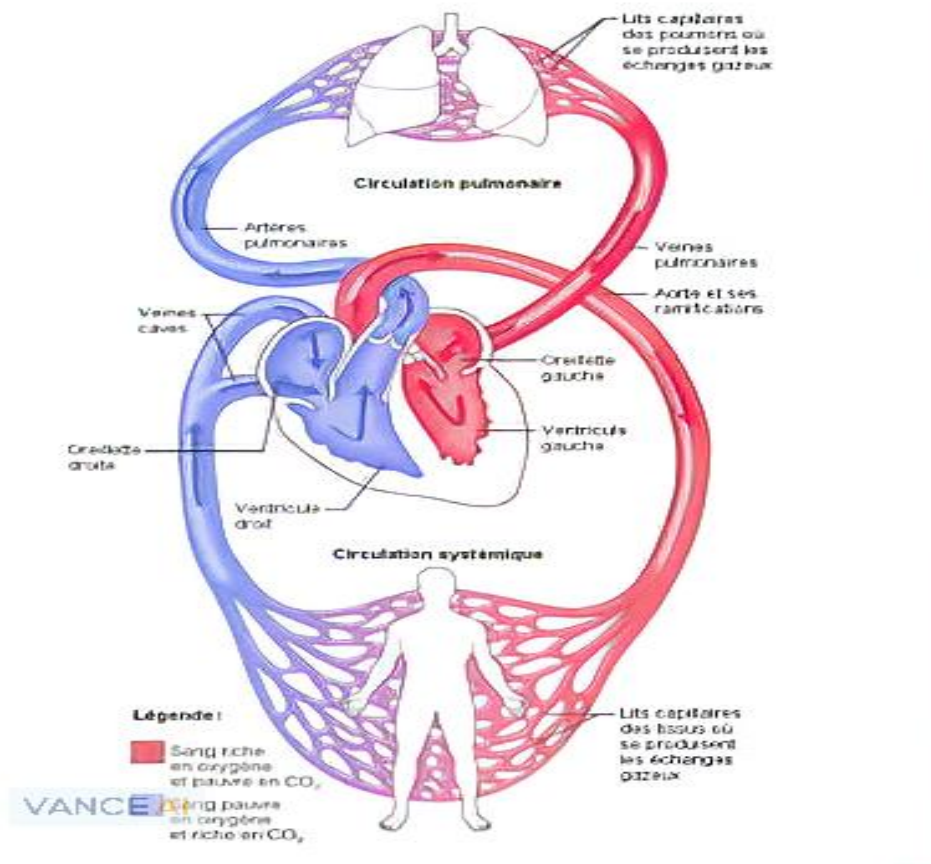


Figure 1.6 : Schéma simplifié de la circulation sanguine [14].

## 1.7.2 Le cycle cardiaque

Au cours d'un cycle cardiaque, le muscle cardiaque subit une série de contractions et de dilatations pour assurer le fonctionnement efficace du cœur. Lors de la contraction, le muscle cardiaque éjecte le sang contenu dans les ventricules. Ensuite, il se dilate pour permettre le remplissage des ventricules. À la fin de l'éjection, le cœur se trouve dans un état contracté et commence progressivement à se dilater tout en maintenant un volume constant, ce qui correspond à la phase de relaxation isovolumique. Durant cette phase, toutes les valves cardiaques sont fermées, ce qui entraîne une diminution de la pression dans les ventricules.

Une fois la relaxation iso volumique terminée, les valves auriculoventriculaires s'ouvrent, ce qui permet au sang provenant des oreillettes de s'écouler vers les ventricules. Les valves aortique et pulmonaire restent fermées pour empêcher le reflux du sang éjecté lors de la contraction précédente. Lorsque les ventricules sont remplis, les oreillettes se contractent pour propulser une quantité supplémentaire de sang vers les ventricules. Cette phase de remplissage des ventricules est appelée diastole.

# Chapitre 1 : Généralités sur les signaux électrocardiographiques

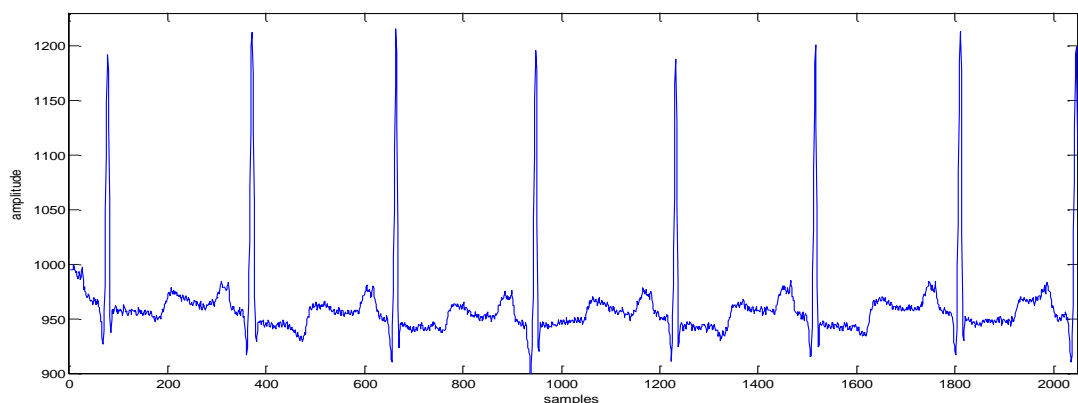
---

Par la suite, les valves auriculo-ventriculaires se referment, marquant le début de la contraction des ventricules. Pendant cette période, connue sous le nom de contraction iso volumique, les ventricules se contractent, mais le volume sanguin reste constant car toutes les valves sont fermées. Finalement, les valves aortique et pulmonaire s'ouvrent, permettant l'éjection du sang hors des ventricules vers les vaisseaux sanguins. Cette phase est appelée systole et marque le début d'un nouveau cycle cardiaque [14].

## 1.8 Principes généraux des systèmes d'électro cardiologie automatisés

De manière simplifiée, un système automatisé d'électro cardiologie réalise les tâches suivantes [23] :

- Acquisition et numérisation des données : enregistrement de l'ECG à 12 dérivations scalaire et/ou de l'ECG orthogonal à 3 dérivations (VCG).
- Contrôle de la qualité des signaux et élimination éventuelle des tracés excessivement bruités.
- Archivage des données.
- Prétraitement : détection des complexes QRS, sélection du complexe PQRST à analyser, caractérisation précise des débuts et fins de chaque onde.
- Calcul des paramètres électriques (descripteurs).
- Recherche de l'interprétation : reconnaissance de la forme et diagnostic en termes médicaux (figure1.7).



**Figure 1.7:** Tracé de la fonction amplitude sur une longueur de 2048 points de signale 100.

# Chapitre 1 : Généralités sur les signaux électrocardiographies

---

## 1.9 Conclusion

Ce chapitre fournit une introduction aux fondamentaux du signal ECG. Nous avons commencé par l'anatomie du cœur humain, suivi d'une brève présentation de son activité électrique. La deuxième partie de ce chapitre explore les concepts essentiels de l'ECG, tels que l'enregistrement du signal ECG, la segmentation du signal et certaines caractéristiques spécifiques à ce dernier. Nous avons abordé également les divers types d'artefacts pouvant altérer l'enregistrement de l'ECG. Nous offrons un aperçu des différentes méthodes de traitement du signal ECG enregistré.

Dans le chapitre qui suit, les différentes techniques de compression du signal ECG seront présentées.



**Chapitre 2 :**  
**Techniques de compression**

### 2.1 Introduction

La compression de données est un ensemble de techniques utilisées pour réduire la taille d'un message sans perdre d'informations essentielles. Dans ce chapitre, nous présenterons, dans un premier temps, les critères d'évaluation de la compression que sont le taux de compression et la fidélité du signal reconstitué. Nous détaillerons alors les méthodes de compression avec pertes de données pouvant s'appliquer, entre autre, à des électrocardiogrammes à savoir : Turning point (TP), Amplitude Zone Time Epoch Coding (AZTEC). Nous nous attacherons plus particulièrement à deux autres méthodes basées sur les transformées : la transformée en cosinus discrète (DCT) et la transformée en ondelette qui seront combinées avec le codage RLE (Run Length Encoding).

### 2.2 Compression

La compression est un processus qui vise à réduire la taille d'un fichier ou d'un ensemble de données sans compromettre l'intégrité ou la qualité des informations qu'il contient, ce qui présente de nombreux avantages dans le domaine informatique. Les algorithmes de compression s'appuient sur trois critères principaux : le taux, la qualité et la vitesse de compression [1][4].

### 2.3 Critères d'évaluation

Trois critères sont généralement retenus pour l'évaluation des algorithmes de compression : le taux de compression CR, la fidélité de la reconstruction PRD et niveau de qualité (QS).

#### 2.3.1. Taux de compression

Le taux de compression est déterminé en divisant la taille du fichier original par la taille du fichier compressé. Il est exprimé par la formule suivante [1] :

$$CR = \frac{\text{nombre d'échantillons de signal original}}{\text{nombre d'échantillons de signal compressée}} \quad (2.1)$$

Si :

- ❖  $CR < 1$ , La taille du signal compressé serait supérieure à celle du signal original.
- ❖  $CR = 1$  ; Aucune compression n'a été effectuée.
- ❖  $CR > 1$ , le signal ECG est compressé.

### 2.3.2. Pourcentage de la puissance d'erreur (PRD)

C'est une mesure de la distorsion entre le signal original et le signal reconstruit. Il représente le pourcentage d'erreur relative normalisée en énergie [15].

$$PRD = 100 \times \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (x_i)^2}} \quad (2.2)$$

$x_i$  :  $i^{\text{ème}}$  échantillon du signal original.

$y_i$  :  $i^{\text{ème}}$  échantillon du signal reconstruit.

$N$  : Nombre des échantillons du signal

### 2.3.3. Niveau de qualité (QS)

Le niveau de qualité (QS) est un rapport entre le taux de compression (CR) et la distorsion de la reconstruction (PRD), qui quantifie globalement les performances de la technique de compression [15].

$$QS = \frac{CR}{PRD} \quad (2.3)$$

## 2.4 Types de compression

### 2.4.1 Compression sans pertes

La compression est qualifiée de sans perte lorsqu'elle préserve intégralement toutes les informations de l'original lors du processus de compression et de décompression. Ce type de compression est utilisé pour différents types de données, tels que des signaux, documents, des fichiers exécutables ou des fichiers texte [16].

#### 2.4.1.1. Codage de Huffman

Le codage de Huffman est une méthode utilisée pour analyser les statistiques d'un fichier à compresser. À partir de ces statistiques, un nouvel alphabet est créé de manière à réduire la longueur moyenne en bits nécessaire pour coder l'ensemble de cet alphabet [4].

#### 2.4.1.2. Codage Shannon-Fano

L'algorithme de codage Shannon-Fano est une technique de codage sans perte développée par Claude Shannon et Robert Fano. Elle vise à répartir les symboles d'un ensemble donné en deux groupes de valeurs approximativement égales, en utilisant des préfixes binaires pour représenter chaque groupe.

Voici les étapes de base de l'algorithme de codage Shannon-Fano :

1. Triez les symboles par ordre décroissant de leur probabilité d'apparition. La probabilité peut être déterminée à partir des fréquences relatives des symboles dans le texte ou à partir d'autres informations disponibles.

2. Divisez l'ensemble des symboles en deux groupes de valeurs approximativement égales en termes de probabilité. Le premier groupe contient les symboles avec les probabilités les plus élevées, et le deuxième groupe contient les symboles avec les probabilités les plus faibles. Vous pouvez utiliser différentes stratégies pour effectuer cette division, telles que la recherche de la division qui minimise la différence entre les sommes des probabilités des deux groupes.

3. Ajoutez un préfixe binaire « 0 » à tous les symboles du premier groupe et un préfixe binaire « 1 » à tous les symboles du deuxième groupe.

4. Répétez les étapes 2 et 3 pour chaque groupe jusqu'à ce que chaque symbole soit attribué à un préfixe binaire unique. Cela peut être fait récursivement en divisant chaque groupe en deux sous-groupes et en ajoutant les préfixes binaires appropriés.

5. Le codage Shannon-Fano utilise les préfixes binaires attribués à chaque symbole pour représenter les symboles dans le flux de données à coder. Le décodage peut être effectué en utilisant la même table de préfixes [4].

### **2.4.1.3.Codage arithmétique**

Le codage arithmétique traite la séquence entière de symboles comme une entité unique qui lui permet d'échapper avec succès aux contraintes imposées par la méthode VLC (Variable Length Coding) qui attribue des mots de code courts aux symboles probables et des mots de code plus longs aux symboles moins fréquents. Par conséquent, le codage arithmétique peut utiliser l'intervalle de nombres réels entre 0 et 1 pour représenter une séquence de symboles. Il convient de noter que toute valeur appartenant au dernier intervalle représentera de manière unique la séquence à encoder [4].

### **2.4.1.4.Codage Lempel-Ziv-Welch(LZW)**

Le codage LZW (Lempel-Ziv-Welch) est une technique de compression de données sans perte qui a été développée par Abraham Lempel, Jacob Ziv et Terry Welch dans les années 1970. Cette technique est utilisée pour compresser des données telles que des fichiers texte, des images et des fichiers audio.

## Chapitre 2 : Techniques de compression

Le codage LZW fonctionne en remplaçant des séquences de symboles fréquemment répétées par des codes plus courts. La technique utilise un dictionnaire pour stocker les séquences de symboles et leurs codes correspondants. Au fur et à mesure que la compression progresse, le dictionnaire est mis à jour pour inclure de nouvelles séquences de symboles et leurs codes correspondants. [17].

### 2.4.1.5. Codage Run-length encoding (RLE)

RLE (Run-length encoding) est l'un des algorithmes de compression de données le plus simple. Il ne fait que remplacer plusieurs occurrences du même symbole par une seule occurrence du symbole, et le nombre de fois qu'il se produit consécutivement. Par exemple, si nous avons une série A dans le document : AAAAAAAAAAAAAAAAAA, RLE remplace la série A par 15A (figure 2.1) [4].

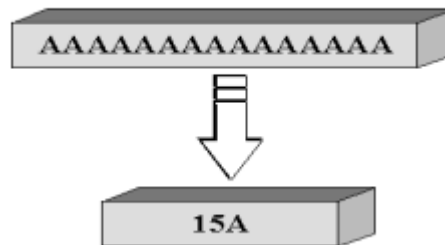


Figure 2.1: Compression RLE

### 2.4.2 Compression avec pertes

La compression avec pertes désigne les techniques de compression qui entraînent la perte de certaines informations, ce qui rend généralement impossible une récupération ou une reconstruction précise des données compressées. En acceptant cette distorsion lors de la reconstruction, nous pouvons souvent obtenir des taux de compression plus élevés par rapport à la compression sans perte [18].

#### 2.4.2.1. Méthodes directes

##### ➤ Turning Point (TP)

L'algorithme TP est une méthode utilisée pour compresser des signaux en réduisant leur taux d'échantillonnage tout en préservant les informations essentielles. Cet algorithme a été initialement développé pour sous-échantillonner les signaux ECG de 200 Hz à 1 kHz, mais il peut également être appliqué à d'autres types de signaux.

Le principe de fonctionnement de l'algorithme TP est le suivant :

- i) Charger le signal ECG  $s(t)$ .

ii) Pour  $i \in \{1, \dots, N - 2\}$  si  $\left( s(t_{i+1}) - s(t_i) \times (s(t_{i+2}) - s(t_{i+1})) \right) < 0$

alors stocker  $s(t_{i+1})$  si non stocker  $s(t_{i+2})$

Où  $N$  est le nombre d'échantillons avant compression.

iii) Appliquer l'approximation par spline cubique pour retrouver le signal original.

En résumé, l'algorithme Turning Point (TP) est une méthode de compression qui réduit le taux d'échantillonnage des signaux tout en préservant les points de retournement importants. Cela permet d'obtenir une représentation comprimée du signal avec un taux de compression fixe de 2 :1 [21].

### ➤ Algorithme Amplitude Zone Time Epoch Coding(AZTEC)

L'algorithme AZTEC est utilisé pour convertir la forme d'onde de l'ECG en segments de lignes droites appelées "plateaux" ainsi qu'en lignes en pente. Seuls les échantillons présentant une amplitude suffisamment variable sont conservés. Cet algorithme comprend les étapes suivantes :

i) Charger le signal ECG  $s(t)$ .

ii) Pour  $i$  appartenant à  $\{1, \dots, N - 2\}$ , si  $\text{abs}(s(t_i) - s(t_{i+2})) > \text{seuil}$ , alors stocker  $s(t_{i+1})$

Où  $N$  représente le nombre total d'échantillons avant la compression.

iii) Appliquer l'interpolation spline cubique pour retrouver le signal original.

### 2.4.2.2.Méthodes par transformée

#### ➤ La transformée de Fourier discrète DFT

La transformée discrète de Fourier ou DFT, est une technique mathématique d'analyse de données dans des sections discrètes, en appliquant la transformée de Fourier, un signal peut être décomposé en un ensemble de fréquences sinusoïdales [15].

La transformée d'une suite de  $N$  termes  $\{x(0), x(1), \dots, x(N - 1)\}$  est donnée par la formule suivante :

$$X(n) = \sum_{k=0}^{N-1} x(k) e^{-j2\pi nk/N} \quad (2.4)$$

La transformation de Fourier inverse est définie par :

$$x(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} X(n) e^{j2\pi nk/N} \quad (2.5)$$

## Chapitre 2 : Techniques de compression

---

Où : "N" représente la taille de l'échantillon

"n" est l'indice de l'échantillon dans le domaine temporel. Il indique la position temporelle de chaque échantillon dans le signal.

"k", il représente l'indice de fréquence dans le domaine de la transformée de Fourier inverse.

La transformée de Fourier discrète (DFT) est une technique qui peut être utilisée pour compresser des données en exploitant les propriétés de fréquence des signaux. Cette technique repose sur le fait que de nombreuses données peuvent être représentées de manière efficace dans le domaine fréquentiel plutôt que dans le domaine spatial. Les coefficients de la DFT sont analysés afin de déterminer les fréquences les moins significatives ou les moins perceptibles par rapport au contenu original. Ces fréquences moins significatives sont ensuite éliminées ou atténuées, ce qui permet de réduire la taille des données. Cette technique peut être utilisée dans divers domaines, mais il faut prendre en compte la perte de qualité potentielle lors de la compression [15].

### ➤ Transformée en cosinus discrète (DCT)

La transformée en cosinus discrète (DCT) est similaire à la transformée de Fourier en ce qu'elle transforme un signal du domaine spatial ou temporel au domaine fréquentiel, mais les coefficients de la DCT sont réels et plus petits que ceux de la DFT [16-17], [23].

### ➤ Transformée en ondelettes

La transformation en question capture à la fois les informations de fréquence et de localisation, ce qui lui confère un avantage par rapport à la transformation de Fourier. L'idée derrière la transformée en ondelettes est qu'une décorrélation efficace peut être obtenue en divisant les données en deux sous-séquences à demi-débit. Ces sous-séquences transportent respectivement des informations sur l'approximation et les détails du signal original [10-16].

## 2.5 Approches hybrides proposées

Afin d'améliorer les critères d'évaluation de l'opération compression/décompression, nous proposons deux approches basées sur la combinaison de DCT et DWT avec RLE.

### 2.5.1. Approche DCT-RLE

La transformée en cosinus discrète (DCT), est une transformation similaire à la transformée de Fourier discrète (DFT). La principale différence réside dans l'utilisation d'un noyau de projection en cosinus qui génère des coefficients réels, contrairement à la DFT qui utilise un noyau d'exponentielle complexe et produit des coefficients complexes [16-17], [23].

La DCT d'un vecteur  $x$  de  $N$  éléments est définie de la manière suivante :

$$C(k) = w(k) \sum_{i=0}^{N-1} x(i) \cos \left[ \frac{\pi(2i+1)k}{2N} \right] \quad (2.6)$$

$$w(k) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}} & k = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & k \neq 0 \end{cases} \quad (2.7)$$

avec  $k = 1, \dots, N$

La transformation discrète inverse en cosinus est définie par :

$$x(i) = \sum_{k=0}^{N-1} w(k) C(k) \cos \left[ \frac{\pi(2i+1)k}{2N} \right] \quad (2.8)$$

La DCT est une méthode de compression rapide couramment utilisée pour compresser les signaux ECG en temps réel, ce qui est très bénéfique dans les systèmes de surveillance médicale. Cependant, l'utilisation de la DCT peut entraîner une distorsion du signal ECG pendant la compression, surtout lorsque les coefficients DCT de faible amplitude sont supprimés. Pour remédier à ce problème et améliorer la qualité de la compression, le codage RLE (Run-Length Encoding) est utilisé en conjonction avec la DCT. Le codage RLE permet de réduire la taille des séquences de valeurs répétitives dans le signal ECG

Pour compresser un signal ECG, la DCT est appliquée à des segments du signal pour obtenir les coefficients de transformation. Ces coefficients représentent les différentes fréquences présentes dans le signal. Ensuite, une sélection et une quantification appropriées des coefficients sont effectuées pour éliminer les informations redondantes ou moins significatives, ce qui facilite le stockage et le transfert des données. Cependant, il est important de veiller à ne pas perdre les informations vitales contenues dans le signal lors de la compression [23].

Pour mettre en œuvre le codage RLE sur un signal ECG, on parcourt le signal à la recherche des parties où les valeurs sont constantes ou présentent peu de variation. Chaque partie identifiée est ensuite remplacée par une seule occurrence de la valeur, suivie du nombre

## Chapitre 2 : Techniques de compression

de répétitions de cette valeur. Le résultat est une séquence compressée qui occupe moins d'espace de stockage que le signal original.

L'approche DCT-RLE comprend les étapes suivantes (figure 2.2) :

Étape 1 : Appliquer la DCT au signal ECG.

Étape 2 : Appliquer le seuillage au signal obtenu par DCT en utilisant les différentes fonctions de seuillage (seuillage doux, seuillage dur) et le seuil global.

Étape 3 : Appliquer l'opération de quantification sur les coefficients seuilés.

Étape 4 : Utiliser l'algorithme de codage RLE pour coder le signal quantifié.

Pour décompresser le signal compressé, nous suivons les étapes suivantes :

Étape 1 : Utiliser l'algorithme de codage RLE inverse pour décoder le signal compressé.

Étape 2 : Utiliser la quantification inverse sur le signal obtenu à partir du codage inverse de RLE.

Étape 3 : Appliquer la DCT inverse au signal obtenu par la quantification inverse afin d'obtenir le signal reconstruit.

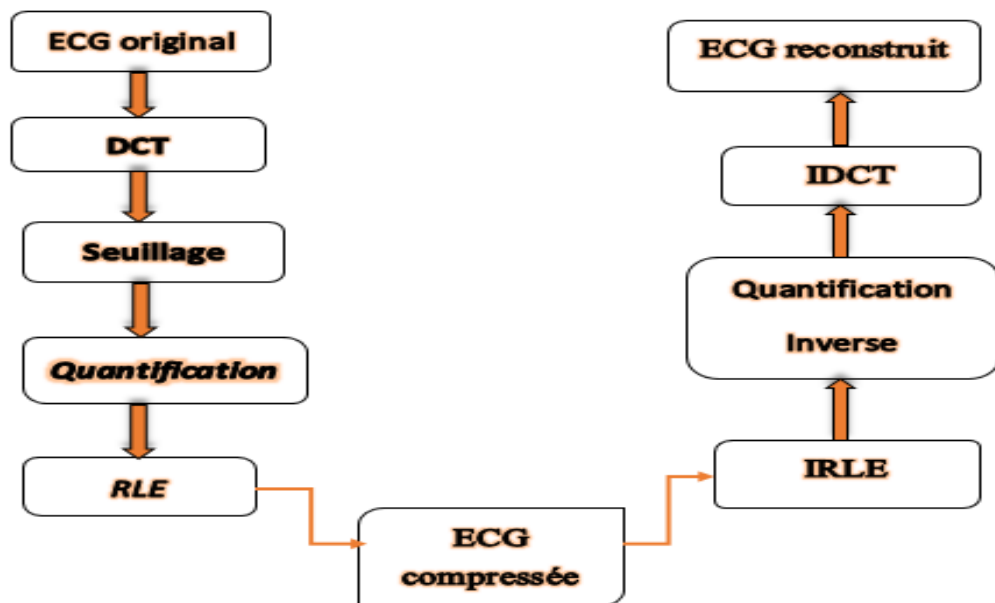
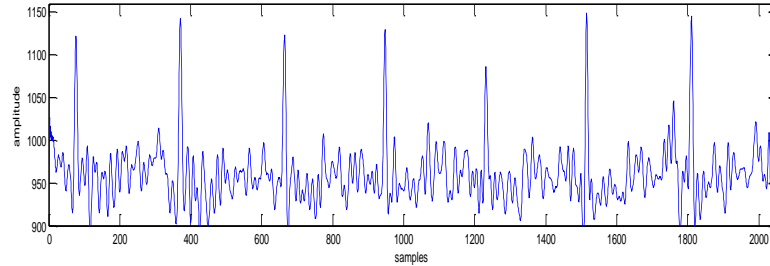


Figure 2.2: Organigramme de l'approche hybride DCT-RLE.

## Chapitre 2 : Techniques de compression

La figure (2.3) illustre le signal reconstruit du signal original de référence 100 obtenu par l'approche DCT-RLE. La valeur du CR obtenue est 8.0630 tandis que la valeur du PRD est 2.7933 e-005. Donc, l'approche DCT-RLE permet de réduire considérablement la taille du signal.



**Figure 2.3** : Résultat de compression par la DCT-RLE.

### 2.5.2. Approche DWT-RLE

#### 2.5.2.1. Définition de l'ondelette

Une ondelette est une fonction élémentaire, à valeurs réelles ou complexes, très concentrée à la fois en temps et en fréquence, elle vérifie la condition d'admissibilité suivante [10-16].

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(f)|^2}{f} df < \infty \quad (2.9)$$

où  $\Psi(f)$  représente la transformée de Fourier de l'ondelette  $\Psi(t)$ .

L'ondelette doit avoir un support compact (elle se localise sur un petit intervalle de temps) et de moyenne nulle.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) dt = 0 \quad (2.10)$$

Cette condition garantit que l'ondelette mère possède un nombre fini d'oscillations, ce qui est important pour assurer une localisation précise des caractéristiques du signal en temps et en fréquence.

Généralement, on impose d'autres conditions telles que [10-16]:

- **Moment nuls** : C'est la propriété la plus importante pour une ondelette. Une ondelette  $\Psi(t)$  à  $N$  moments nuls si :

$$M_k = \int_{-\infty}^{+\infty} t^k \Psi(t) dt = 0 \quad 0 \leq k < N \quad (2.11)$$

D'après cette dernière équation de  $M_k$ , toute ondelette doit avoir au moins un moment nul (le cas où  $k = 0$ ).

## Chapitre 2 : Techniques de compression

---

- **Régularité** : La régularité d'une ondelette est la propriété permettant de localiser les singularités dans un signal. On peut noter qu'il existe un lien entre la régularité et les moments nuls. Autant on a des moments nuls autant le signal est régulier.
- **Symétrie** : comme le nombre de moments nuls, la symétrie de l'ondelette conditionne la régularité de celle-ci sur un intervalle.
- **Orthogonalité** : L'orthogonalité d'une ondelette est la propriété permettant d'éliminer la redondance d'informations.

Une famille d'ondelettes est définie par le couple  $(a, b)$  désignant respectivement un changement d'échelle et une translation de la fonction mère  $\Psi$ . A partir de l'ondelette mère  $\Psi(t)$ , on construit par translation et dilatation une famille de fonctions  $\Psi_{a,b}(t)$  qui en sont les atomes de base. Ces fonctions sont données par la relation suivante [10-16][24] :

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.12)$$

avec  $a \neq 0$  paramètre d'échelle ou de dilatation et  $b$  paramètre de translation.

L'ondelette mère  $\Psi(t)$  permet de déduire toutes les fonctions  $\Psi_{a,b}(t)$  de la famille d'ondelettes, le paramètre  $b$  positionne l'ondelette sur l'axe du temps, alors que le paramètre  $a$  contrôle la fréquence de l'ondelette (contraction : haute fréquence, dilatation : basse fréquence).

- Si  $|a| \ll 1$ , l'ondelette  $\Psi_{a,b}(t)$  devient très concentrée de l'ondelette mère  $\Psi(t)$ , et le contenu fréquentiel tournera vers les hautes fréquences du plan d'analyse.
- Si  $|a| \gg 1$ , l'ondelette  $\Psi_{a,b}(t)$  est très large et le contenu fréquentiel se déplacera vers les basses fréquences du plan d'analyse.

Si on fait varier le paramètre de dilatation ( $a$ ), l'ondelette garde le même nombre d'oscillations [10-16].

### 2.5.2.2. Transformée en ondelette

La transformée en ondelette (TO) est apparue dans les années 1980 à partir du travail de Jean Morlet effectué en vue d'applications sismiques [10-16]. Deux types de transformations en ondelette ont été proposés dans la littérature : la transformée en ondelettes continue et la transformée en ondelettes discrète [10-16] [24].

### a. Transformée en ondelette continue (TOC)

La transformée en ondelette continue (TOC) consiste à décomposer un signal en composantes élémentaires localisées à la fois en temps et en fréquence. Cela s'effectue par translation (Figure 2.4 (a)) et dilatation (Figure 2.4 (b)) d'une ondelette analysante (ondelette mère). La transformée en ondelette continue d'une fonction  $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$  est définie dans le domaine temporel par le produit scalaire entre  $\Psi_{a,b}(t)$  et le signal  $x(t)$  selon l'équation suivante [10-16] [24] :

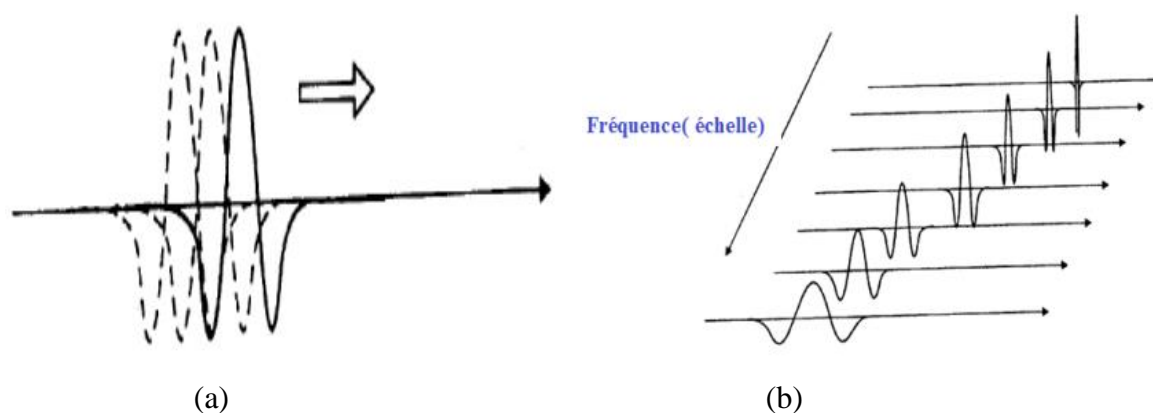
$$X_{CWT}(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2.13)$$

Où  $\Psi^*$  représente le conjugué de  $\Psi$ .

La transformée en ondelette inverse continue est donnée par la formule suivante [24] :

$$x(t) = \frac{1}{C_\Psi} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} X_{CWT}(a, b) \Psi_{a,b}(t) \frac{da db}{a^2} \quad (2.14)$$

où  $C_\Psi$  est une constante donnée par la condition d'admissibilité.



**Figure 2.4:** (a) Translation (changement de position) des ondelettes, (b) Changement d'échelle (niveau) des ondelettes [25].

### b. Transformée d'ondelette discrète (DWT)

La transformée en ondelette discrète (TOD en anglais DWT) est une discrétisation de la transformée en ondelettes continue (TOC), la DWT utilise un facteur d'échelle et une translation discrétisés [8]. Les paramètres  $a$  et  $b$  deviennent :

$$\begin{cases} a = a_0^m \\ b = nb_0 a_0^m \end{cases} \quad (2.15)$$

## Chapitre 2 : Techniques de compression

Où  $n, m \in \mathbb{Z}$ ,  $a_0$  est un paramètre de dilatation et  $b_0$  est un paramètre de translation. Pour la majorité des applications on choisit  $a_0 = 2$  et  $b_0 = 1$ . Le pas de translation  $b = nb_0 2^m$  qui correspond à un réseau dyadique  $(t, f) = (nb_0 2^m, 2^m f_0)$  où  $f_0$  est la fréquence de l'ondelette mère. La famille d'ondelette discrète devient :

$$\Psi_{m,n}(t) = a_0^{m/2} \Psi(a_0^{-m} t - nb_0) \quad (2.16)$$

La version discrète de la transformée d'ondelette continue est donnée par [10-16] [24] :

$$X_{DWT}(m, n) = a_0^{-m/2} \int x(t) \Psi^*(a_0^{-m} t - nb_0) dt \quad (2.17)$$

### 2.5.2.3. Familles d'ondelettes

Nous allons rappeler quelques exemples historiques d'ondelettes analysantes ainsi que quelques-unes de leurs propriétés. Le tableau 2.1 représente quelques exemples historiques d'ondelettes analysantes.

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.2.1. Familles d'ondelettes [11], [26].

#### a. Ondelette de Haar

Alfred Haar (1909) a construit des bases considérées aujourd'hui comme le fondement de la théorie des ondelettes. Haar a défini une fonction  $\psi(t)$  qui correspond à l'ondelette d'Haar (figure .2.5) [11], [26]:

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & \text{pour } 0 \leq t \leq \frac{1}{2} \\ -1 & \text{pour } \frac{1}{2} \leq t \leq 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.18)$$

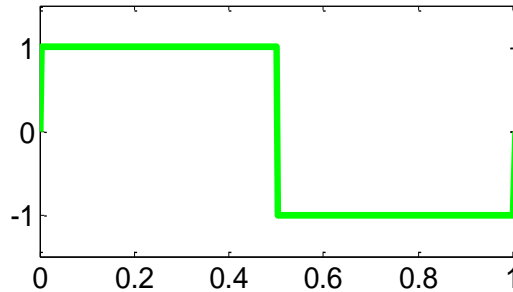


Figure 2.5: Forme de l'ondelette Haar.

### b. Ondelette de Morlet

Elle est définie par :

$$\psi(t) = C e^{-\frac{t^2}{2}} \cos(5t) \quad (2.19)$$

où  $C$  est une constante de normalisation de reconstruction. La figure 2.6 montre la forme de cette ondelette [26].

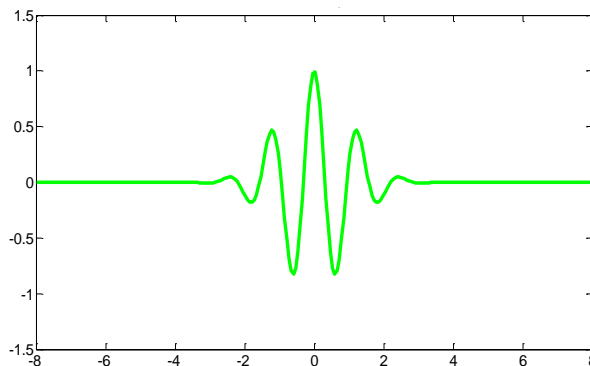


Figure 2.6: Forme de l'ondelette de Morlet.

### c. Ondelettes de Daubechies

Cette famille d'ondelettes à un paramètre permettant de manipuler des ondelettes orthogonales à support compact de régularité arbitraire [26]. La figure (2.7) montre les formes des ondelettes Daubechies pour différents ordres.

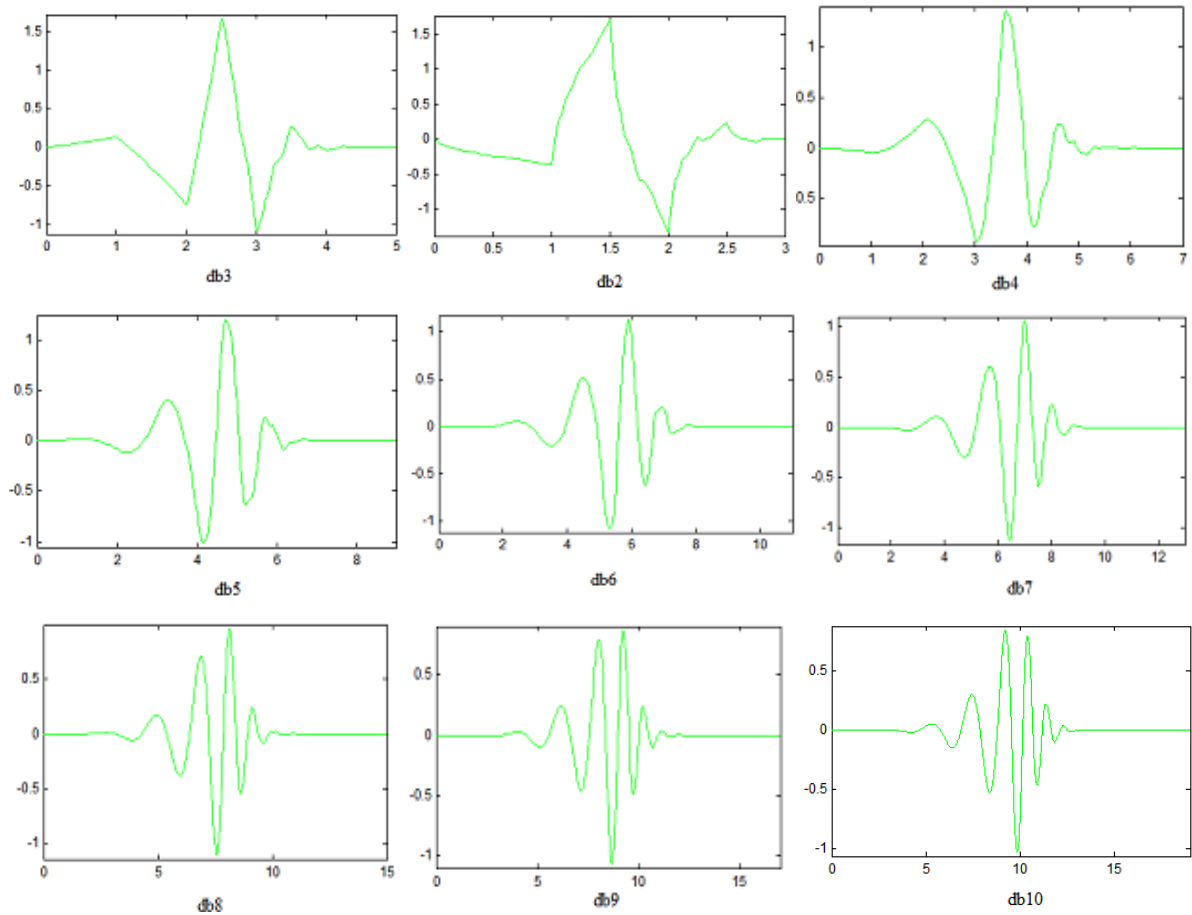


Figure 2.7: Formes des ondelettes Daubechies.

### a. Les symlets de Daubechies

Daubechies a construit des ondelettes à support compact les plus symétriques possibles appelés Symlets. Les symlets ont le même nombre  $m$  de moments nuls que les ondelettes de Daubechies pour un support donné : on a nouveau  $d = 2m$ , et le nombre d'éléments non nuls du filtre est  $2m$ . Nous les nommerons D6s, D8s,..etc, toujours en référence au support des fonctions de base (figure 2.8) [26].

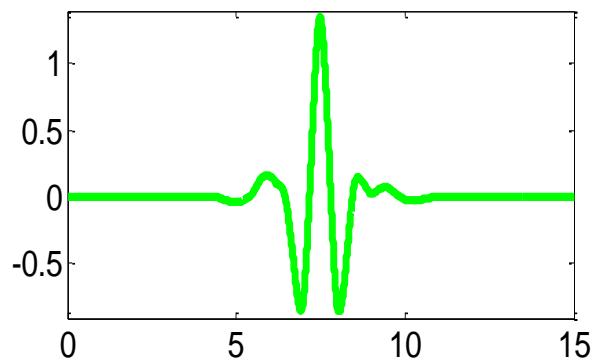


Figure 2.8: Forme des ondelettes Symlet.

### b. Ondelette chapeau mexicain

L'ondelette chapeau mexicain (ou ondelette de Morlet) est définie comme étant proportionnelle à la dérivée seconde de la fonction de densité de probabilité d'une gaussienne centrée et réduite (moyenne = 0 et écart-type = 1) ainsi qu'au négatif normalisé de la dérivée seconde d'une fonction gaussienne, comme l'indique la figure (2.9) [26].

$$\psi(t) = \left(\frac{2}{\sqrt{3}}\pi^{-\frac{1}{4}}\right) (1 - t^2)e^{-t^2/2} \quad (2.20)$$

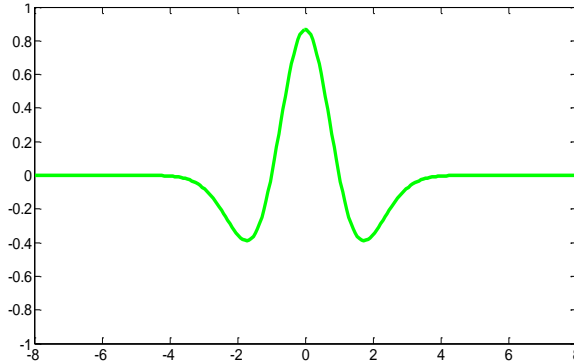


Figure 2.9: Forme de l'ondelette chapeau mexicain.

### c. Ondelette de Meyer

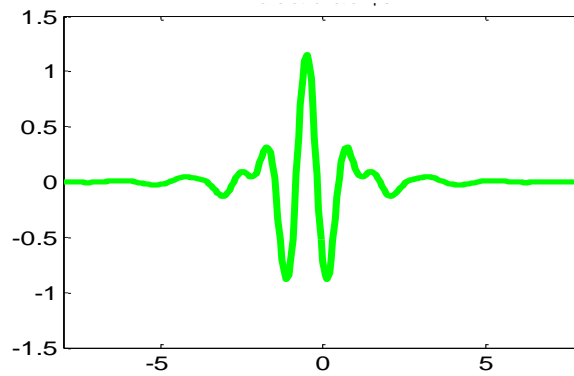
Elle a été construite par Y.Meyer, c'est une ondelette orthogonale qui n'a pas un support compact [27]. La fonction  $\psi$  est définie dans le domaine fréquentiel, sachant que :

$$\psi(w) = \begin{cases} (2\pi)^{-1/2} e^{jw/2} \sin\left(\frac{\pi}{2} v\left(\frac{3}{2\pi}|w| - 1\right)\right) & \text{si } \frac{2\pi}{3} \leq |w| \leq \frac{4\pi}{3} \\ (2\pi)^{-1/2} e^{jw/2} \cos\left(\frac{\pi}{2} v\left(\frac{3}{2\pi}|w| - 1\right)\right) & \text{si } \frac{4\pi}{3} \leq |w| \leq \frac{8\pi}{3} \\ 0 & \text{si } |w| \notin \left[\frac{2\pi}{3}, \frac{8\pi}{3}\right] \end{cases} \quad (2.21)$$

avec  $v$  une fonction de classe  $C^k$  ( $k$  arbitraire pouvant être égale à l'infini) telle que :

$$v(t) = \begin{cases} 0, & \text{si } t \leq 0 \\ t, & \text{si } 0 \leq t \leq 1 \\ 1, & \text{si } t \geq 1 \end{cases} \quad (2.22)$$

La forme de cette ondelette est donnée par la figure 2.10.



**Figure 2.10:** Forme de l'ondelette de Meyer.

### 2.5.2.4. Analyse multi-résolution

L'analyse multi-résolution en ondelettes a été introduite pour la première fois par Mallat en 1989 qui a permis d'analyser un signal en différentes bandes de fréquences [28]. Cette technique consiste à décomposer le signal avec la transformée en ondelette en passant par deux filtres. L'un est un passe bas (L) pour avoir les approximations  $cA_1$  qu'ils correspondent aux plus basses fréquences du signal, et l'autre est un passe haut (H) pour avoir ses détails  $cD_1$  qu'ils correspondent aux plus hautes d'entre elles. La procédure est répétée avec les éléments du vecteur  $cA_1$  et successivement avec chaque nouveau vecteur  $cA_k$  obtenu. Le processus de décomposition peut être répété  $n$  fois, avec  $n$  le nombre maximal de niveaux [10-16], [24-28].

Pour un signal  $x$ , la décomposition obtenue s'écrit comme suit :

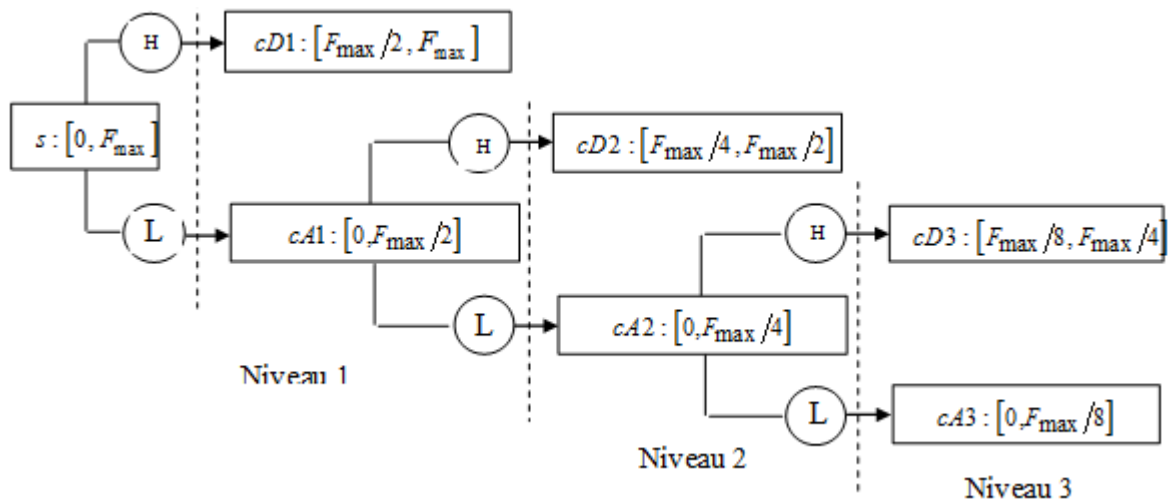
$$x = cA_k + \sum_{i \leq k} cD_i \quad (2.23)$$

$$cA_{k-1} = cA_k + cD_k \quad (2.24)$$

Où  $i$  et  $k$  sont des entiers.

Chaque ondelette possède donc sa propre banque de filtres, qu'on nomme généralement  $g_n$  et  $h_n$  qui lui permettent de procéder à l'analyse multirésolution. La bande de fréquence de chaque niveau  $i$  :  $\left[0, \frac{F_{max}}{2^i}\right]$  et  $\left[\frac{F_{max}}{2^i}, \frac{F_{max}}{2^{i-1}}\right]$  pour les approximations et les détails respectivement, ou  $F_{max}$  c'est la fréquence maximale du signal.

La figure 2.11 représente un exemple de décomposition pour  $n = 3$  d'un signal  $s$ .



**Figure 2.11** : Décomposition en cascade en trois niveaux [28].

La méthode DWT-RLE combine deux algorithmes principales : la décomposition par transformée en ondelettes discrète (DWT) et le codage par longueur de course (RLE). Cette méthode comprend les étapes suivantes (figure 2.12) :

Étape 1 : Décomposer le signal par l'analyse multi-résolution en ondelettes jusqu'à  $n$  niveaux en utilisant l'ondelette mère choisie,

Étape 2 : Effectuer l'opération de seuillage en utilisant les différents types de seuillage (seuillage doux, seuillage dur) et les différents types de seuil (global et dépendant de niveau),

Étape 3 : Appliquer l'opération de quantification sur les coefficients seuillés,

Étape 4 : Utiliser l'algorithme de codage RLE pour coder le signal quantifié,

Pour décompresser le signal compressé, nous suivons les étapes suivantes :

Étape 1 : Utiliser l'algorithme de codage RLE inverse pour décoder le signal compressé,

Étape 2 : Utiliser la quantification inverse sur le signal obtenu à partir du codage inverse de RLE,

Étape 3 : Reconstruire le signal ECG par la transformée d'ondelettes inverse,

Étape 4 : Signal ECG reconstruit.

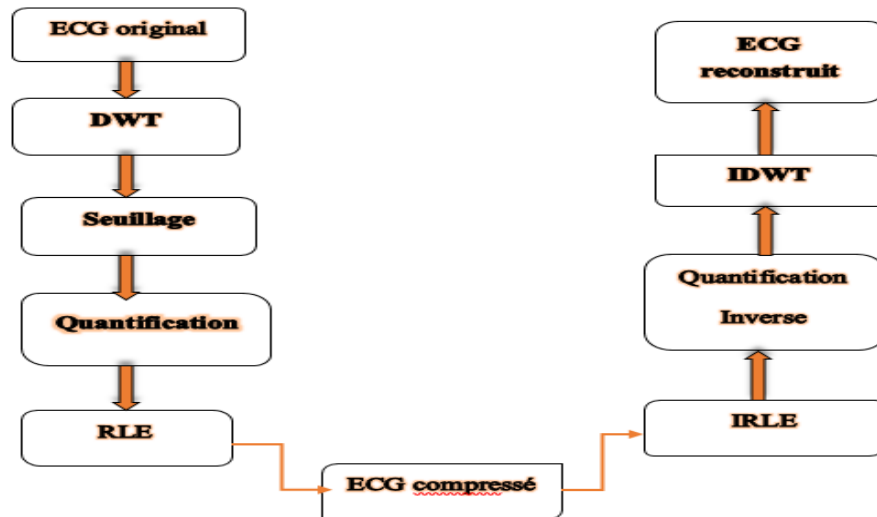


Figure 2.12 : Organigramme de l'approche hybride DWT-RLE.

### 2.5.2.5. Types de seuillage

Donoho [29] a présenté deux méthodes de seuillage, appelées seuillage doux (soft thresholding) et seuillage dur (hard thresholding).

#### a. Seuillage doux (soft thresholding)

Le seuillage doux consiste à supprimer tous les coefficients en dessous du seuil et de soustraire ce seuil des autres coefficients. Pour un vecteur  $x$  donné, la fonction de seuillage doux, notée  $S_{doux}(x)$ , peut être calculée à l'aide de l'équation suivante [29-30].

$$S_{doux}(x) = \begin{cases} \text{sign}(x)(|x| - \lambda) & |x| \geq \lambda \\ 0 & |x| < \lambda \end{cases} \quad (2.25)$$

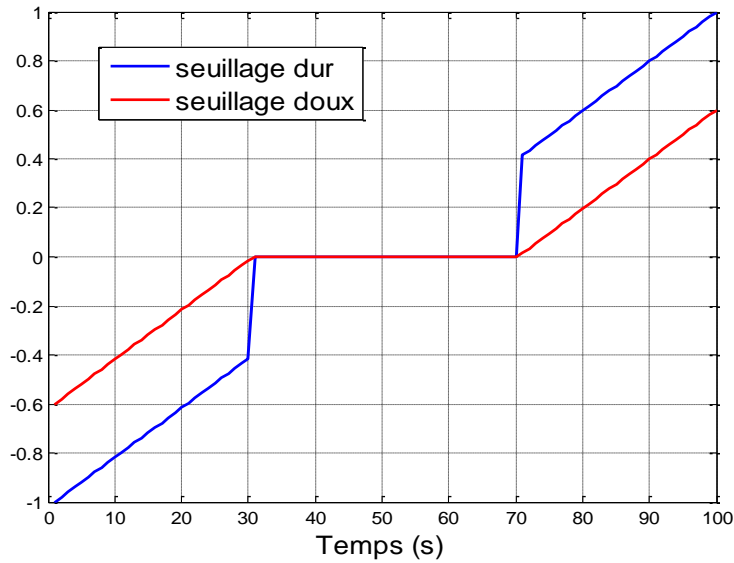
Où  $\lambda$  est la valeur du seuil

#### b. Seuillage dur (hard thresholding)

Le seuillage dur est plus décisif que le seuillage doux, car il considère chaque coefficient soit comme étant complètement représentatif du bruit et donc à éliminer, soit comme étant une partie significative du signal et donc à conserver. La fonction de seuillage dur notée,  $S_{dur}(x)$ , peut être calculée à l'aide de l'équation suivante [29-30].

$$S_{dur}(x) = \begin{cases} x & |x| > \lambda \\ 0 & |x| \leq \lambda \end{cases} \quad (2.26)$$

Les fonctions de seuillage pour les deux cas cités sont représentées sur la figure 2.13.



**Figure 2.13 :** Type de seuillage, dur et doux.

### 2.5.2.6. Type de seuil

#### a. Seuil statique

Le théorème de Donoho et Johnstone [30] définit un seuil  $\lambda$  pour les coefficients de la transformée en ondelettes, c'est un seuil unique quel que soit le niveau de décomposition. Il est calculé par l'équation suivante :

$$\lambda = \frac{\text{mediane}(d_1)}{0.6745} \times \sqrt{2\log(N)} \quad (2.27)$$

Où  $N$  est le nombre des échantillons, et  $d_1$  représente le coefficient de détail obtenu au niveau 1.

#### b. Seuillage dépendant du niveau

Le calcul d'un seuil global n'étant plus adéquat dans le cas d'un bruit coloré, Johnstone et Silverman [30] ont proposé un seuil dépendant du niveau, il est donné par :

$$\lambda_j = \frac{\text{mediane}(|d_j|)}{0.6745} \sqrt{2\log(N)} \quad (2.28)$$

Où  $d_j$  représentent les coefficients des détails obtenus au niveau  $j$  correspondant au nœud de la plus haute résolution.

### 2.5.2.7. Choix d'ondelette

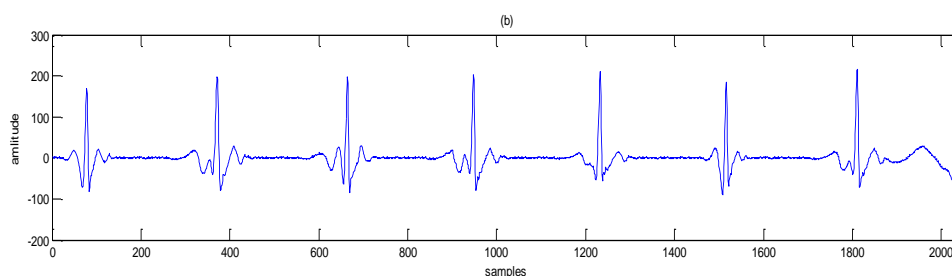
Avant de réaliser une analyse par ondelettes, il faut choisir la fonction analysante (l'ondelette mère). Il est important de bien choisir la forme de l'ondelette, sa durée et sa largeur de bande. Ces deux paramètres déterminent les résolutions de la transformée dans les domaines temporel et fréquentiel. Dans ce travail, l'ondelette choisie sera celle qui donne un  $CR$  maximal et un  $PRD$  minimal. Le tableau 2.2 présente une comparaison entre les valeurs de  $CR$  et  $PRD$  des signaux compressés et reconstruits obtenus par la méthode DWT-RLE pour les différentes familles d'ondelettes.

Ondelette	$CR$	$PRD$
Db2	6.2061	0.1041
Db3	6.7368	0.1041
Db4	6.5223	0.1039
Db5	7.5852	0.1039
<b>Db6</b>	<b>7.6992</b>	<b>0.1039</b>
Db7	7.2113	0.1039
Sym2	6.2061	0.1041
Coif1	5.7853	0.1040
Bior2.2	5.9883	0.1040
Rbio1.3	6.9690	0.1039
Haar	5.5351	0.1039

**Tableau 2.2 :** Comparaison des performances des différentes ondelettes en terme de  $CR$  et  $PRD$ .

Nous constatons que l'ondelette db6 offre une valeur de  $CR$  supérieure à celles obtenus par les autres ondelettes. Nous remarquons également que le  $PRD$  est relativement plus proche pour les signaux reconstruits en utilisant les différentes ondelettes. Ces résultats confirment que l'opération compression est meilleure lorsqu'on utilise l'ondelette Db6.

La figure 2.14 présente le signal reconstruit du signal 100 par la méthode DWT-RLE en utilisant l'ondelette de Daubechies Db6.



**Figure 2.14 :** Résultat de compression par la DWT-RLE utilisant l'ondelette de Daubechies Db6 du signal 100

### 2.6 Conclusion

Les algorithmes de compression du signal ECG, tels que TP, AZTEC, DCT-RLE et DWT-RLE proposent les différentes approches pour réduire la taille des données ECG tout en préservant les informations diagnostiques essentielles. Ces algorithmes exploitent diverses techniques de traitement du signal pour éliminer la redondance et les données non pertinentes, ce qui permet une représentation plus compacte des signaux ECG.

Chacun de ces algorithmes présente des avantages et des limitations spécifiques en termes de taux de compression, de qualité de reconstruction et de complexité de calcul. Le choix de l'algorithme approprié dépendra des exigences spécifiques de l'application. Il est essentiel de prendre en compte des facteurs tels que la taille de stockage disponible, les ressources de calcul disponibles, les besoins de transmission ou de partage des données, ainsi que la précision requise lors de la récupération des signaux ECG. La sélection d'un algorithme de compression adapté garantira une compression efficace du signal ECG tout en préservant les informations cliniquement pertinentes, ce qui peut contribuer à une meilleure gestion et analyse des données ECG dans des applications médicales et de recherche.

Dans ce chapitre, nous avons présenté une optimisation des deux approches hybride DWT-RLE et DCT-RLE par le choix optimal de l'ondelette mère, la fonction de seuillage et le seuil. Nous avons constaté que ces approches permettent de réduire la taille du signal original et les résultats obtenus montrent l'efficacité des méthodes proposées par rapport aux celles obtenus par les méthodes conventionnelles.

Dans le chapitre qui suit, nous validerons expérimentalement l'application de chaque méthode que nous avons proposée aux signaux ECG réels fournis par MIT-BIH ARRYTHMIA.



# **Chapitre 3 :**

**Simulations et résultats**

### 3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présenterons les résultats obtenus en appliquant les différentes méthodes de compression développées précédemment aux signaux réels d'ECG. L'ensemble des signaux est celui qui a été fourni par la base de données de MIT-BIH ARRHYTHMIA. Cette base de données est disponible sur le site web suivant :

<https://www.physionet.org/content/mitdb/1.0.0/>

Les différentes méthodes sont implémentées dans l'environnement Matlab. Pour mener à bien cette étude nous voyons qu'il est intéressant de subdiviser ce chapitre en quatre sections : en premier temps, nous présenterons cette base de donnée, dans le second, nous montrons l'interface graphique réalisé sous l'environnement Matlab. La troisième section est consacrée à la présentation et l'analyse des résultats obtenus par les différentes méthodes. Ce chapitre sera clôturé par une conclusion.

### 3.2 Présentation de la base de données MIT/BIH

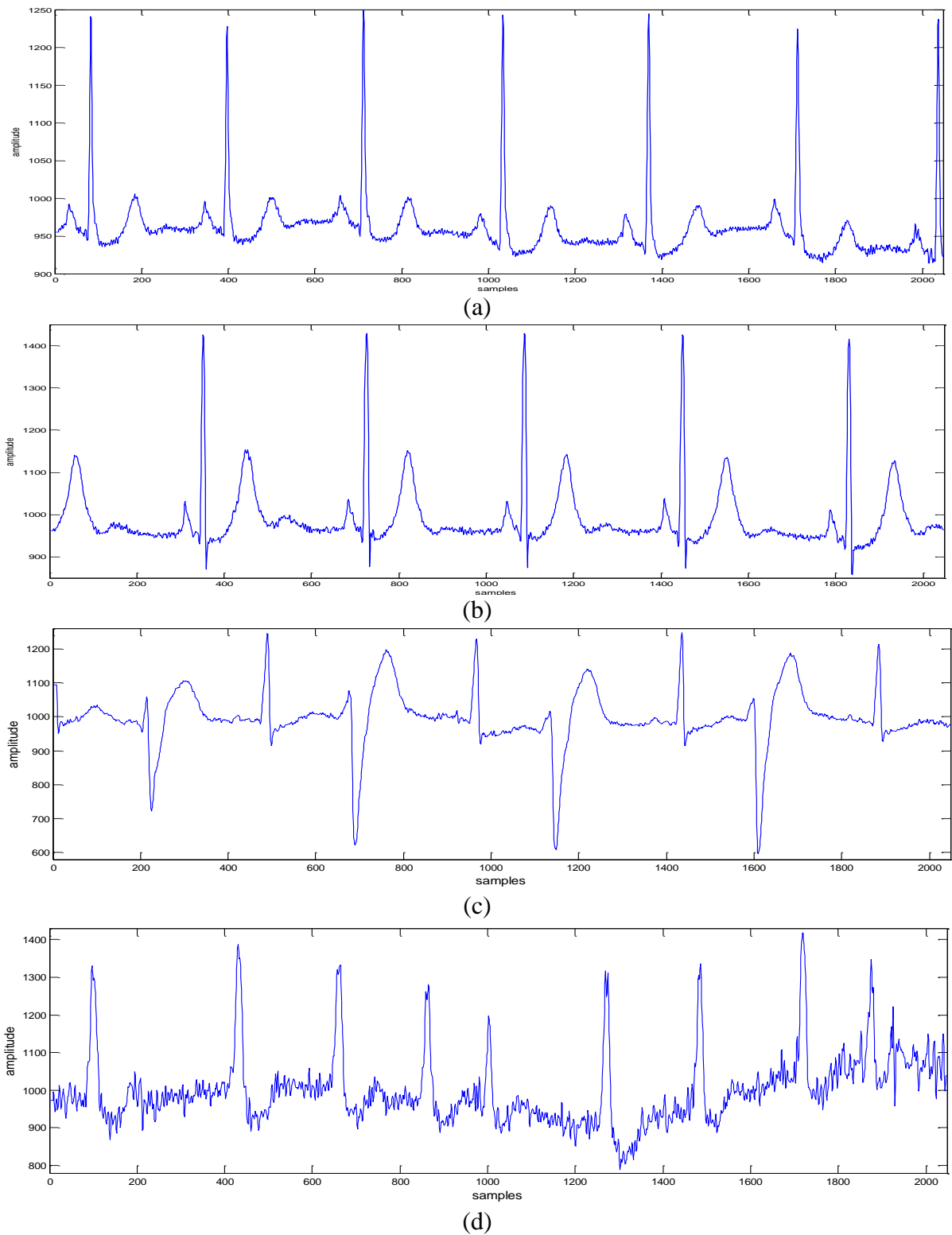
La base de données physiologiques MIT/BIH, connue également sous le nom de base de données MIT-BIH Arrhythmia, regroupe des enregistrements d'électrocardiogramme (ECG) utilisés pour la recherche et l'analyse des arythmies cardiaques. Cette base de données a été créée par Massachusetts Institute de Technologie (MIT), et elle a été élaborée entre 1975 et 1979, avant d'être distribuée en 1980.

La base de données MIT/BIH renferme 48 enregistrements d'ECG provenant de patients réels, avec un échantillonnage à une fréquence de 360 Hz. Chaque enregistrement dure 30 minutes et comporte deux dérivations distinctes du signal ECG. Ces enregistrements sont classés en deux groupes : le premier groupe, composé de 23 enregistrements numérotés de 100 à 124, représente une variété de formes d'ondes fréquemment observées dans des situations cliniques courantes ; quant au deuxième groupe, il comprend 25 enregistrements numérotés de 200 à 234 et met en évidence des cas pathologiques.

Tous les enregistrements de la base de données MIT/BIH sont annotés, ce qui signifie que chaque battement cardiaque (complexe QRS) est identifié et décrit au moyen d'étiquettes. Ces annotations fournissent des informations essentielles pour l'analyse et la classification des arythmies cardiaques.

### 3.3 Résultats et discussion

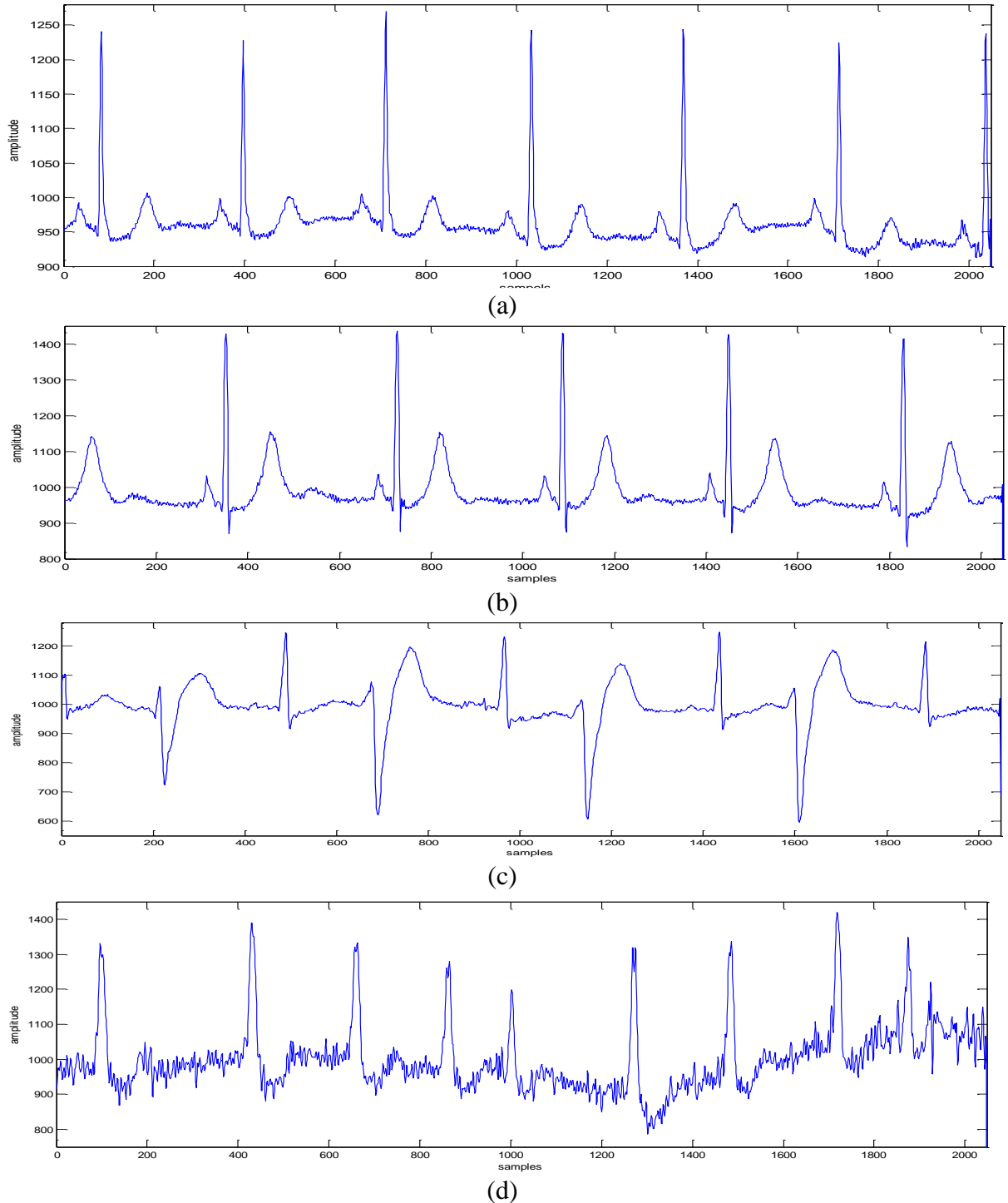
Les figures 3.1 (a-d) montrent les signaux temporels qui correspondent respectivement à un ECG d'une femme de l'âge 75 ans (enregistrement 101), femme de l'âge de 24 ans (enregistrement 106), homme de l'âge 64 ans (enregistrement 200), et un homme de l'âge 43 ans (enregistrement 203).



**Figure 3.1 :** Signaux originaux, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.

### 3.3.1. Algorithme TP

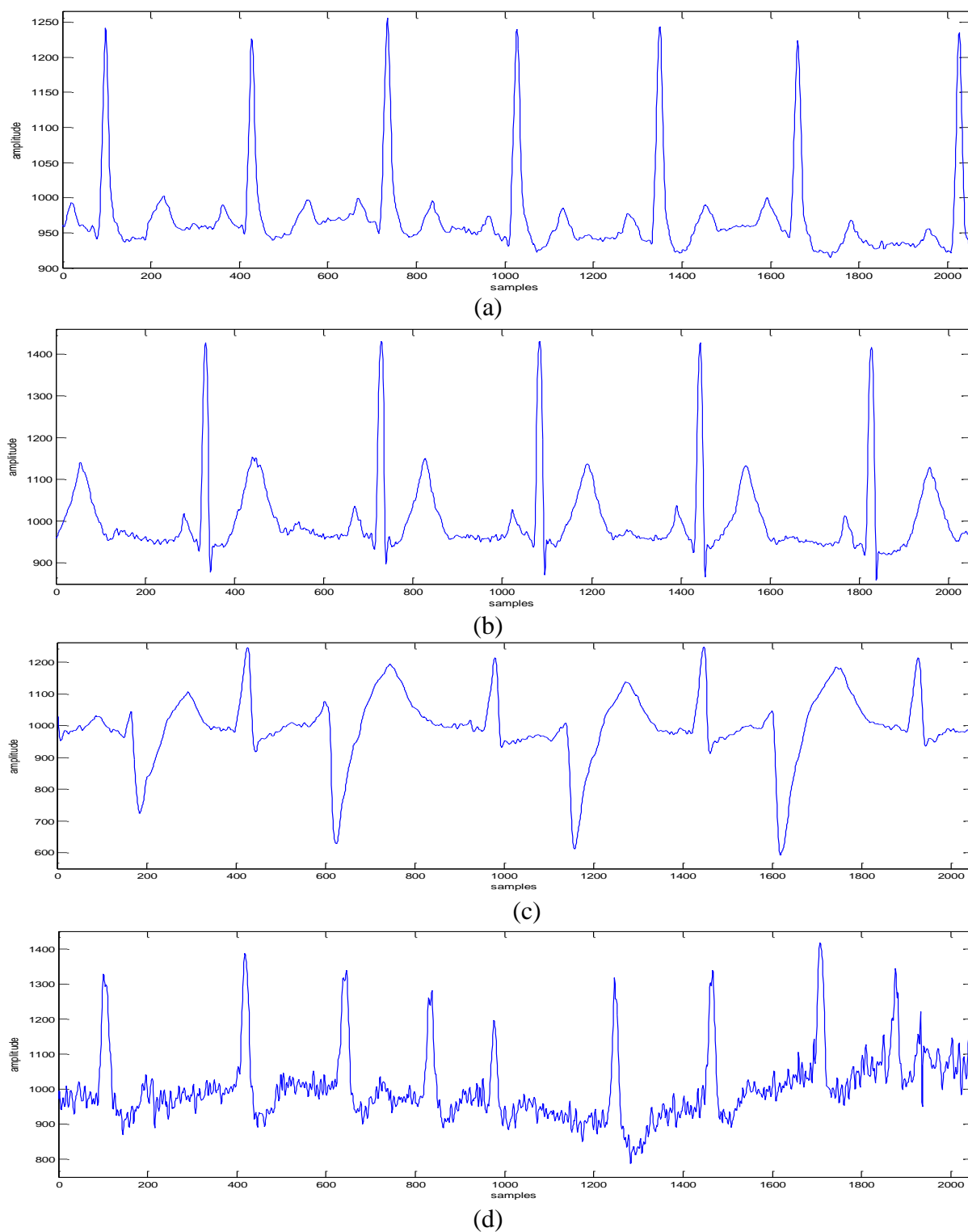
Les signaux reconstruits obtenus par l'algorithme TP sont illustrés sur les figures 3.2 (a-d) respectivement pour les signaux : enregistrement 101, enregistrement 106, enregistrement 200, et enregistrement 203.



**Figure 3.2 :** Signaux reconstruits obtenus par l'Algorithme TP, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.

### 3.3.2. Algorithme AZTEC

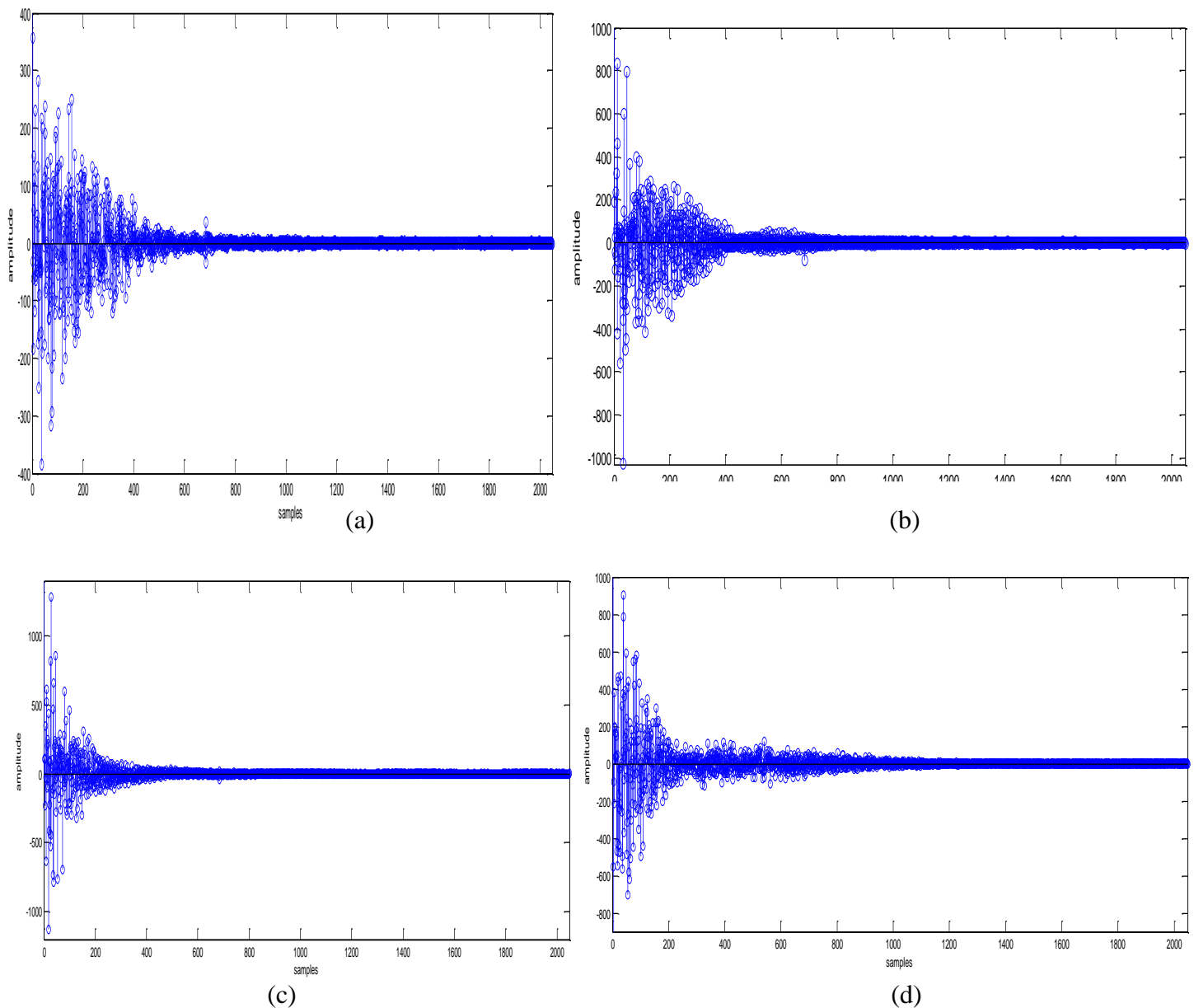
Les figures 3.3 (a-d) représentent les résultats obtenus par la méthode AZTEC respectivement pour les signaux : enregistrement 101, enregistrement 106, enregistrement 200, et enregistrement 203.



**Figure 3.3 :** Signaux reconstruits obtenus par la méthode AZTEC, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.

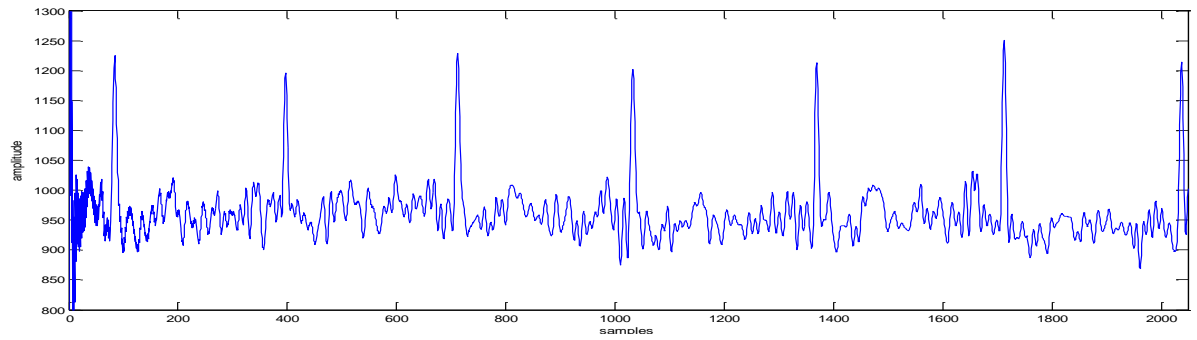
### 3.3.3. Algorithme DCT-RLE

Les signaux obtenus par la méthode DCT sont montrés sur les figures 3.4 (a-d) respectivement pour les signaux 101,106, 200, et 203. Les figures 3.5 (a-d) représentent les signaux reconstruits obtenus par DCT-RLE en utilisant le seuillage dur et le seuil global tandis que les signaux reconstruits obtenus par la méthode DCT-RLE en utilisant le seuillage doux et le seuil global sont illustrés sur les figures 3.7 (a-d) respectivement pour les signaux 101, 106, 200, et 203.

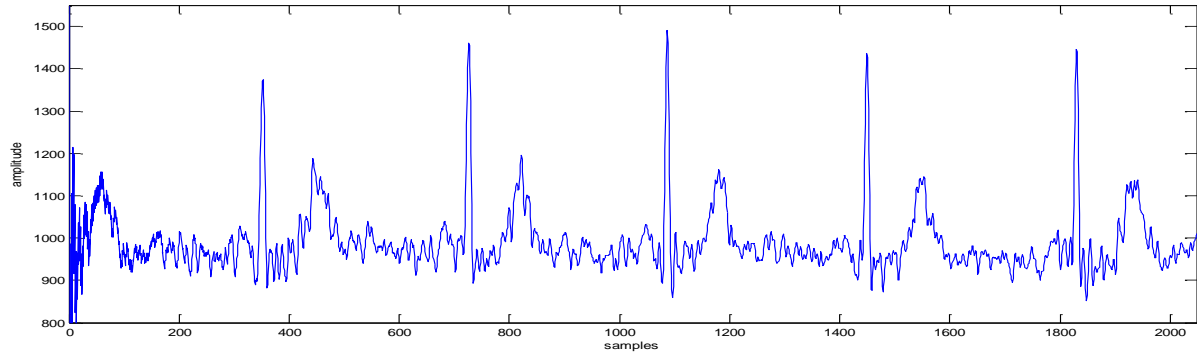


**Figure 3.4** : Les signaux obtenus par la transformée DCT, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.

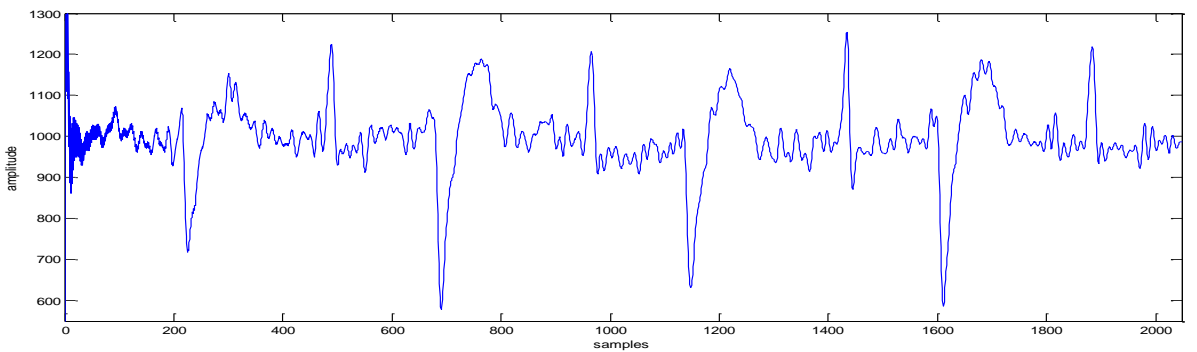
## Chapitre 3 : simulations et résultats



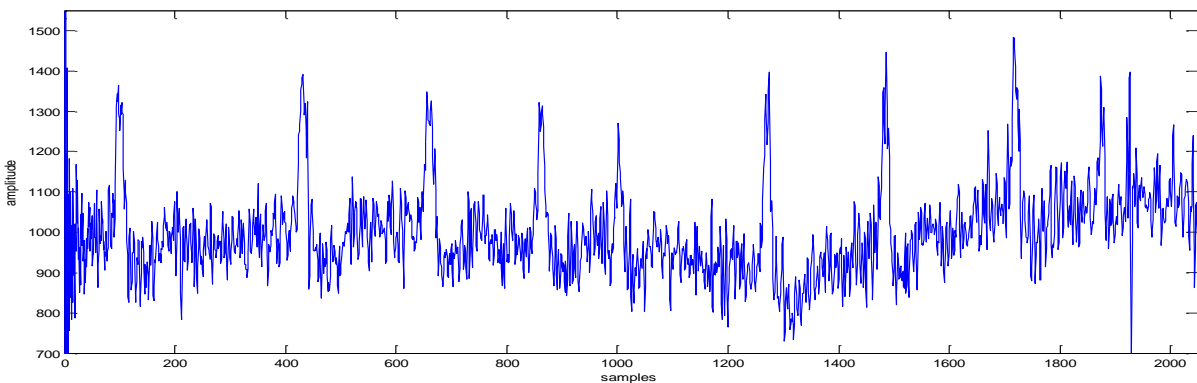
(a)



(b)

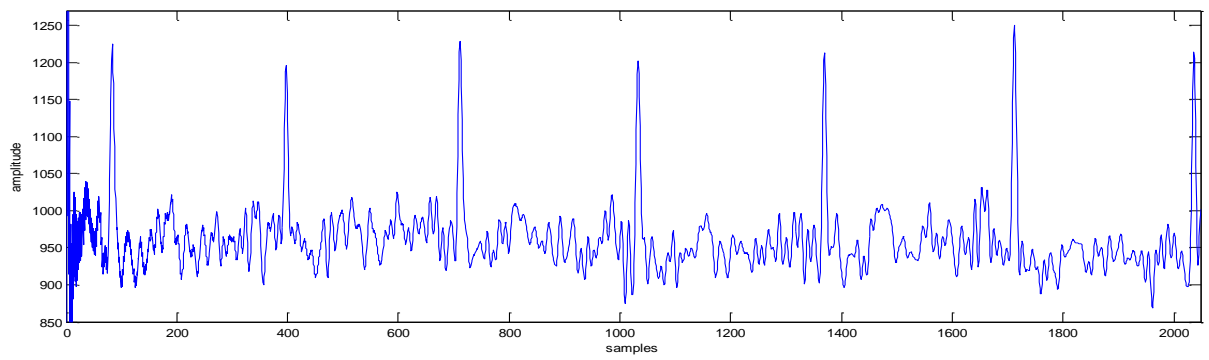


(c)

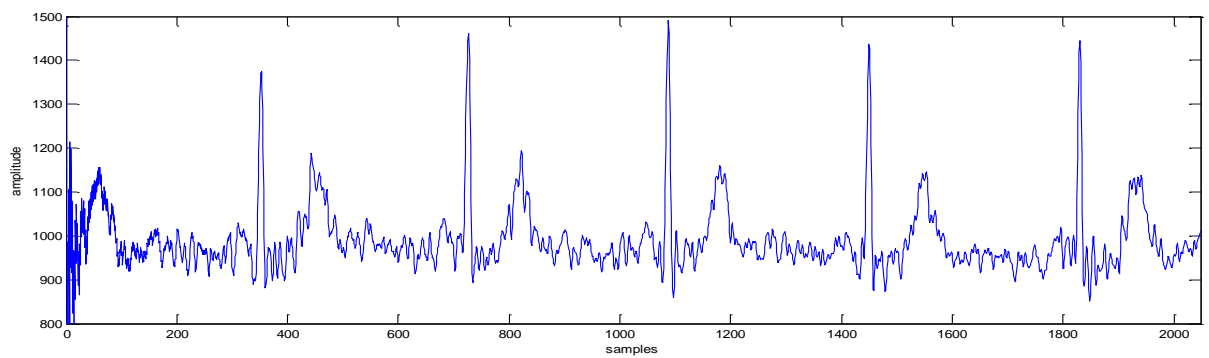


(d)

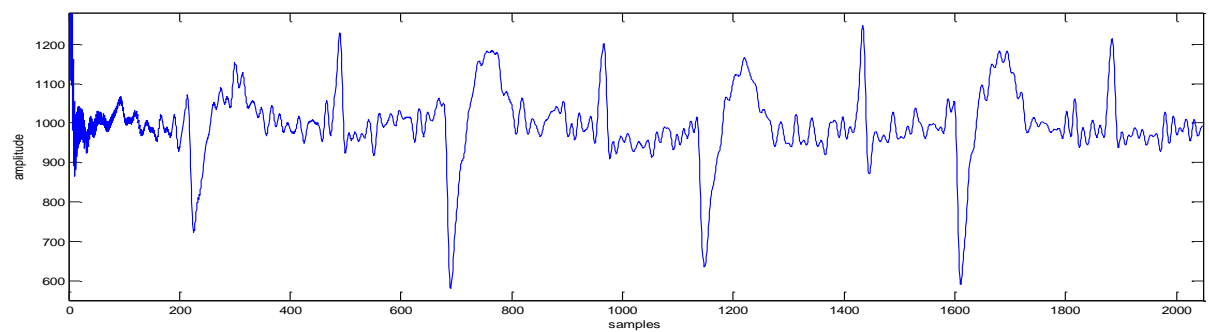
**Figure 3.5:** Signaux reconstituit obtenus par DCT-RLE-seuillage dur et le seuil global, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.



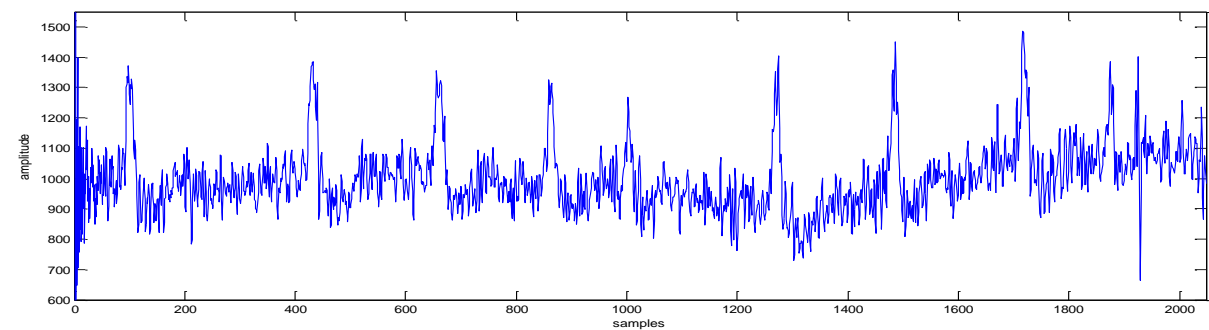
(a)



(b)



(c)



(d)

**Figure 3.6** : Signaux reconstruit obtenus par DCT-RLE-Seuillage doux et le seuil global, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200 et (d) Enregistrement 203.

## Chapitre 3 : simulations et résultats

Le tableau 3.1 présente une comparaison entre les valeurs de CR et PRD des signaux obtenus par la méthode DCT-RLE-Seuillage dur et ceux obtenus par la méthode DCT-RLE-Seuillage doux. Les valeurs de CR des signaux obtenus par la méthode DCT-RLE-seuillage dur montrent que cette technique peut compresser les signaux d'une manière efficace. Ceux-ci augmentent à des valeurs significatives lors de l'application de la méthode de seuillage DCT-RLE-seuillage doux. Ces résultats montrent que la méthode DCT-RLE-Seuillage doux est meilleure que DCT-RLE-Seuillage dur dans la compression des signaux ECG. Nous remarquons également que les valeurs du PRD des signaux obtenus par la méthode DCT-RLE-Seuillage doux sont supérieures à celles obtenues par la méthode DCT-RLE-Seuillage dur, ce qui confirme la supériorité de cette dernière en termes de reconstruction.

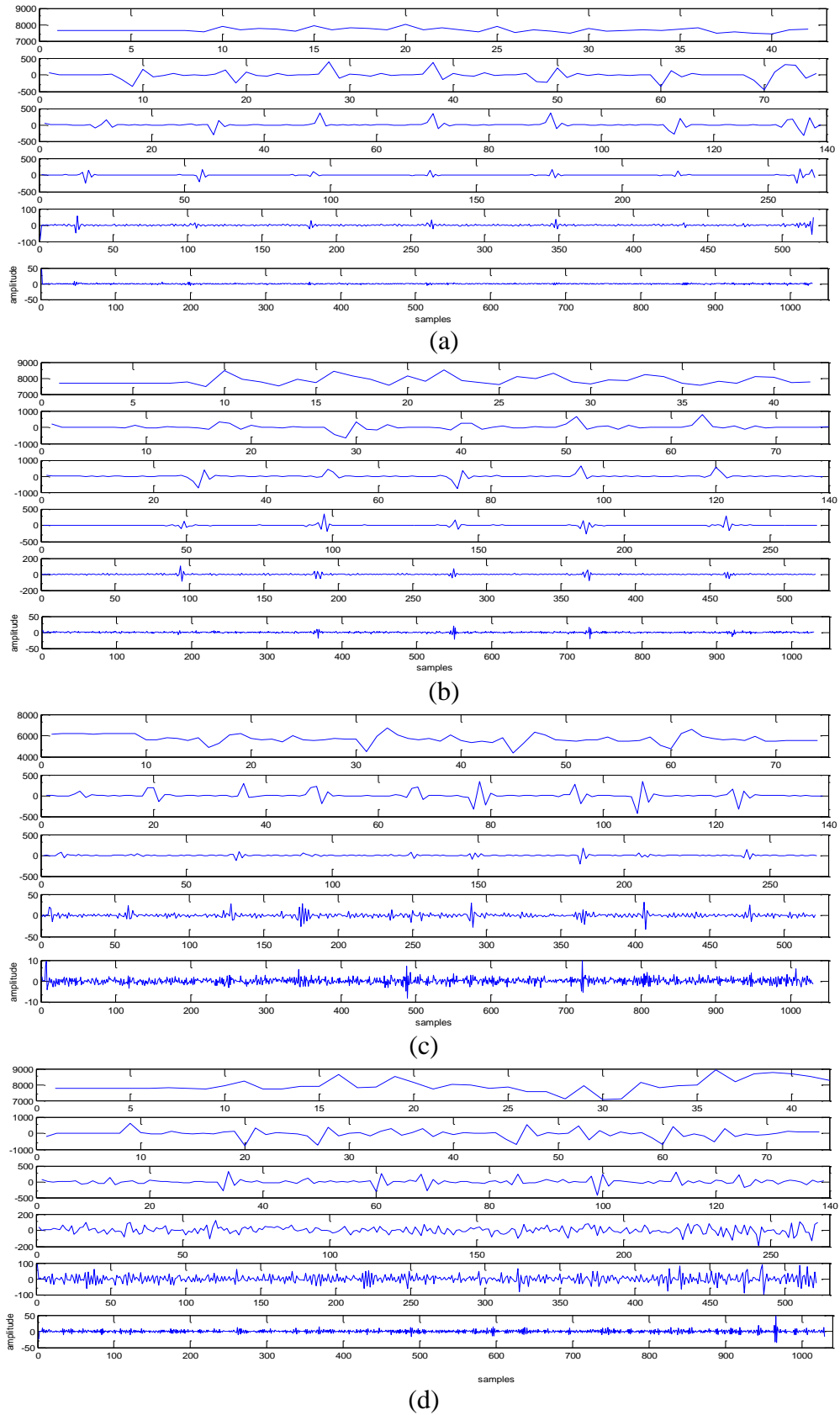
Méthode	DCT-RLE-Seuillage dur		DCT-RLE-Seuillage Doux	
Critère	CR	PRD (e-017)	CR	PRD(e-05)
100	6.3210	2.4539	8.0630	2.7933
101	5.3613	1.2397	6.2061	2.5233
103	3.9234	2.3764	4.4522	2.3100
105	5.5351	1.2186	5.6889	2.1371
106	4.0315	1.2074	4.2490	3.7964
109	10.1386	1.3378	11.1304	2.5692
200	5.4180	1.1173	6.1687	2.3850
203	2.5037	1.1680	4.9951	5.5306
210	6.2439	2.2152	6.3602	1.9977
220	3.8642	1.3696	4.0157	3.5359

**Tableau 3.1:** Valeurs de CR et PRD des signaux obtenus par les méthode DCT-RLE-Seuillage dur et DCT-RLE-Seuillage doux.

### 3.3.4. Algorithme DWT-RLE

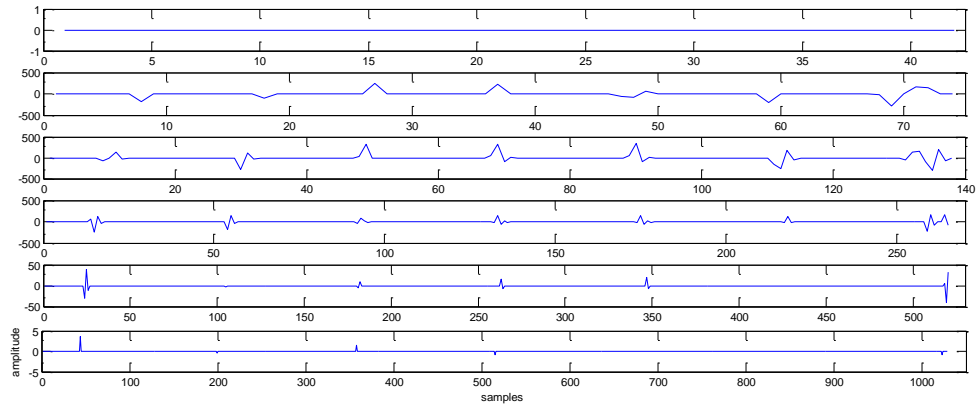
Les signaux obtenus par la méthode DWT sont montrés sur les figures 3.7 (a-d) respectivement pour les signaux 101,106, 200, et 203. Les figure 8 (a-d) illustrent les résultats de seuillage des coefficient d'ondelettes obtenus par DWT

## Chapitre 3 : simulations et résultats

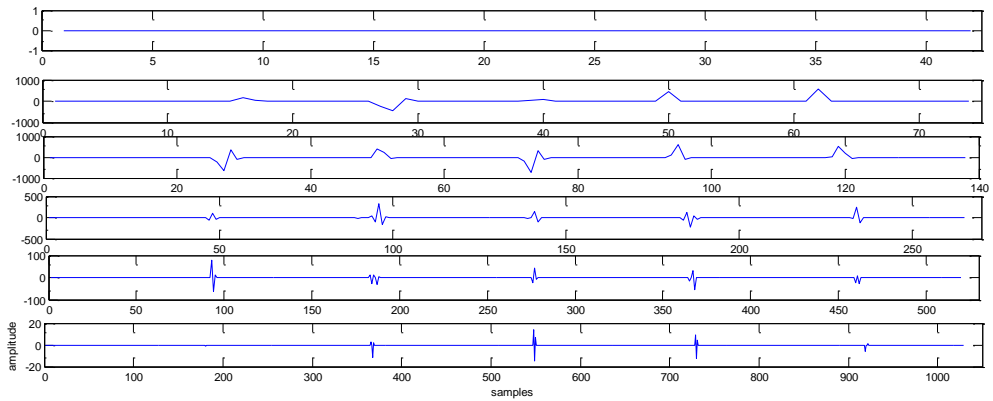


**Figure 3.7:** Résultats de décomposition des signaux par la transformée DWT, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.

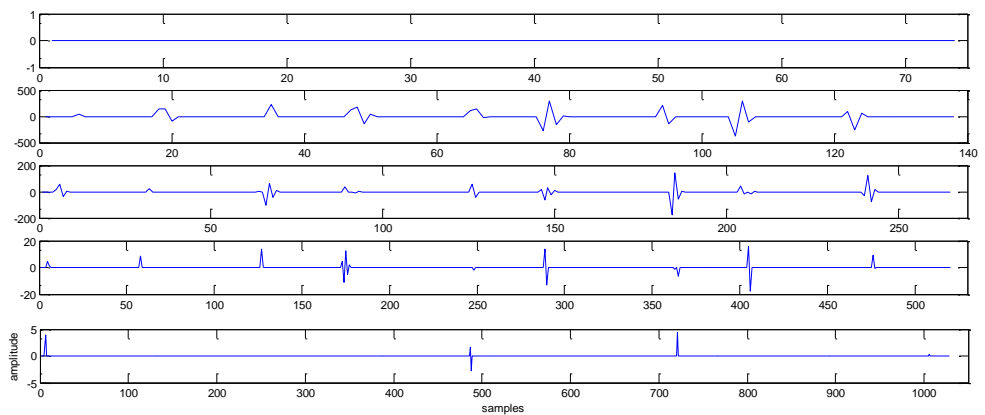
## Chapitre 3 : simulations et résultats



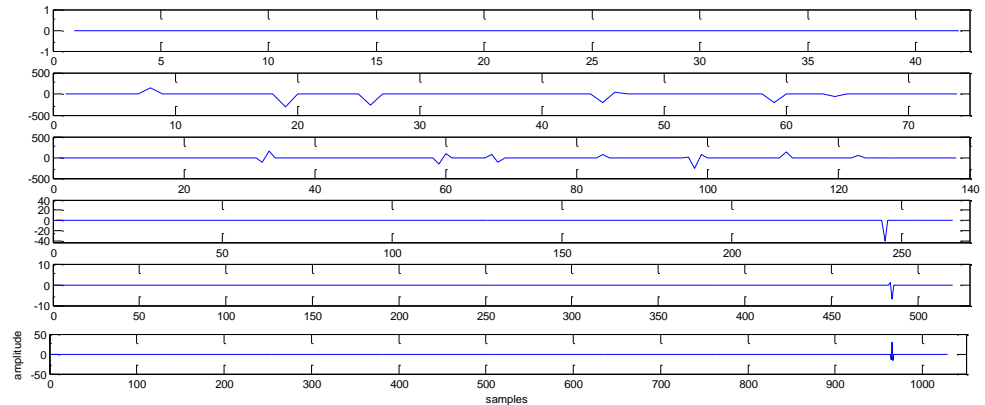
(a)



(b)



(c)

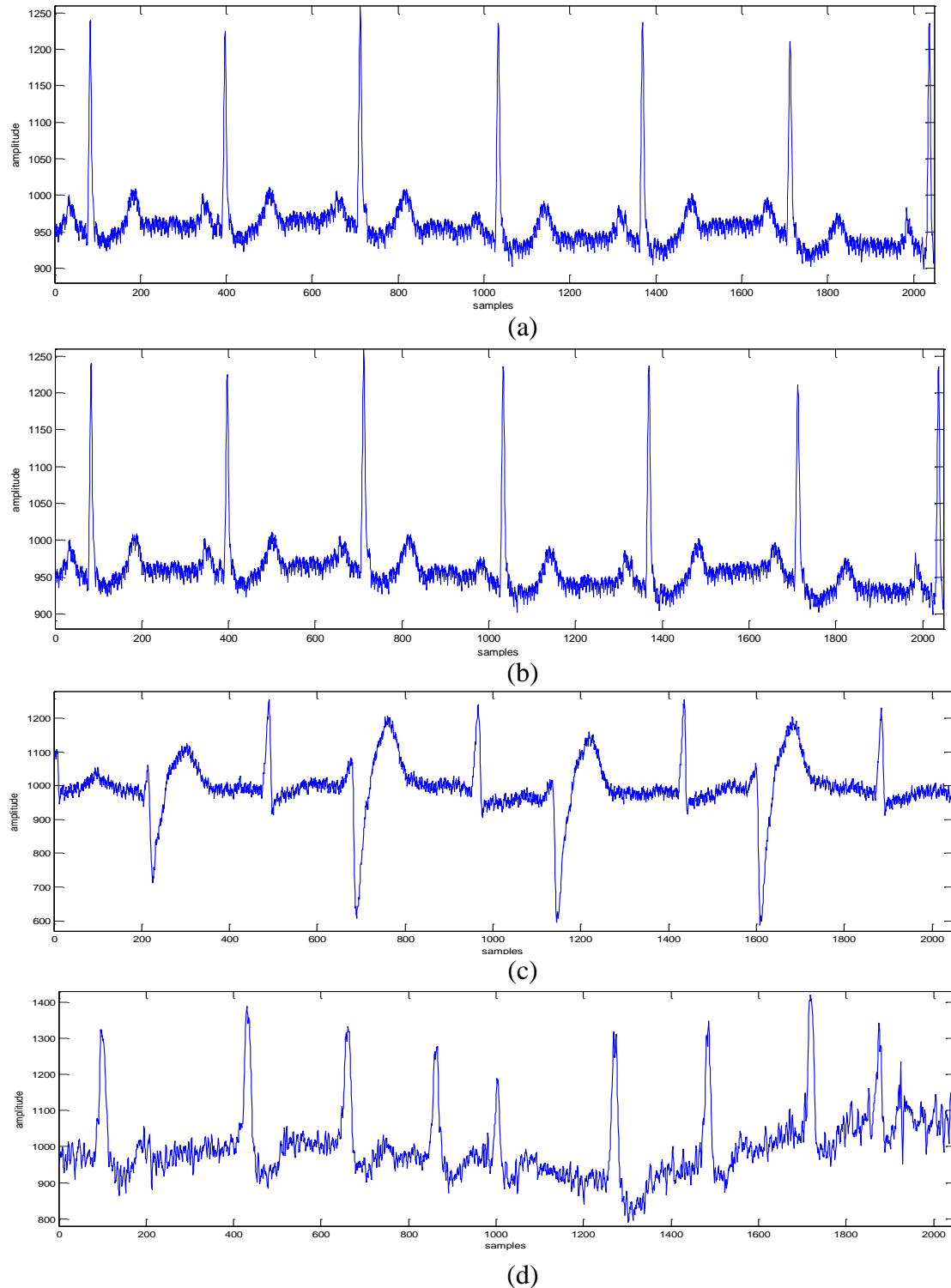


(d)

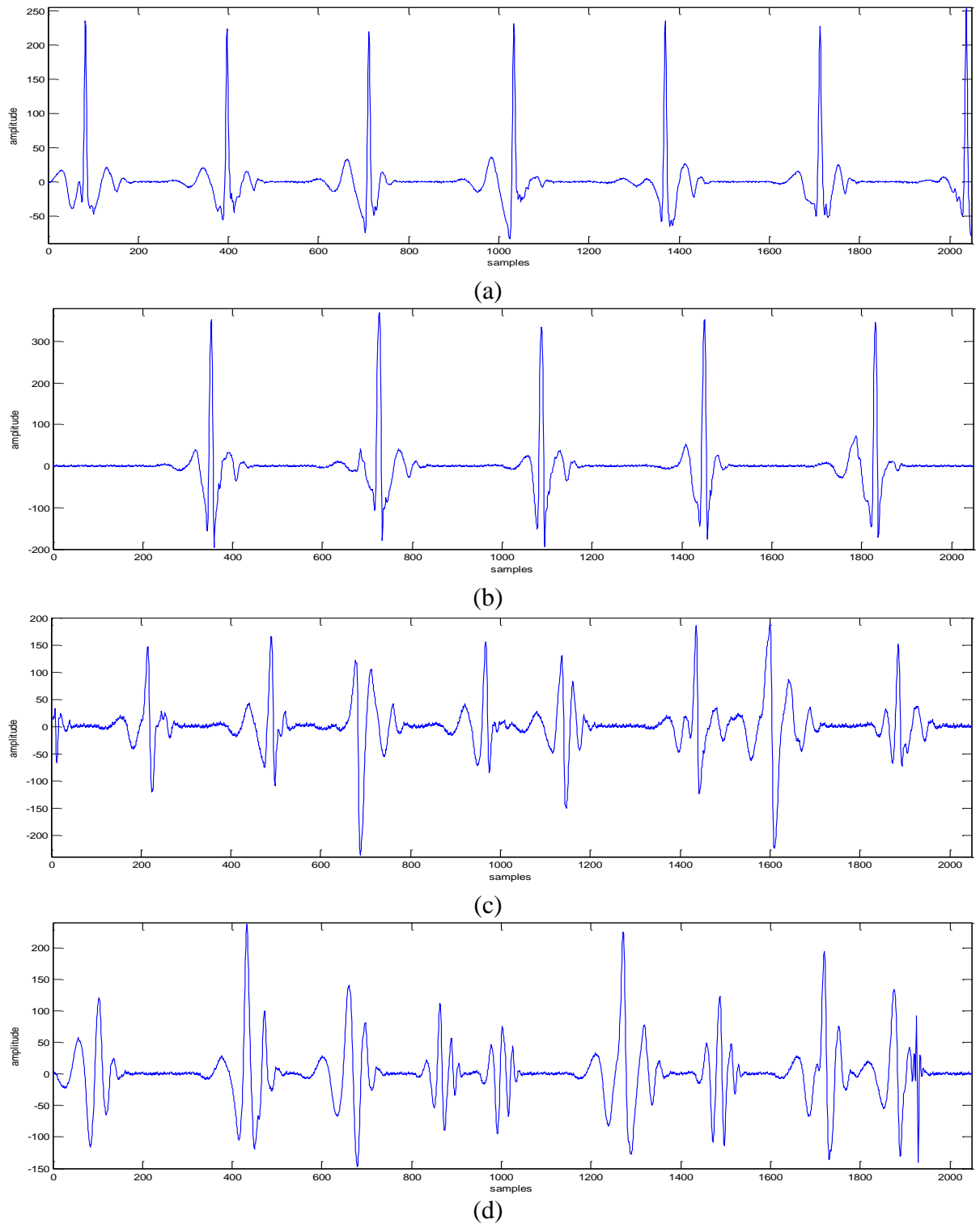
**Figure 3.8:** Résultats de seuillage des coefficient d'ondelettes obtenus par DWT, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.

## Chapitre 3 : simulations et résultats

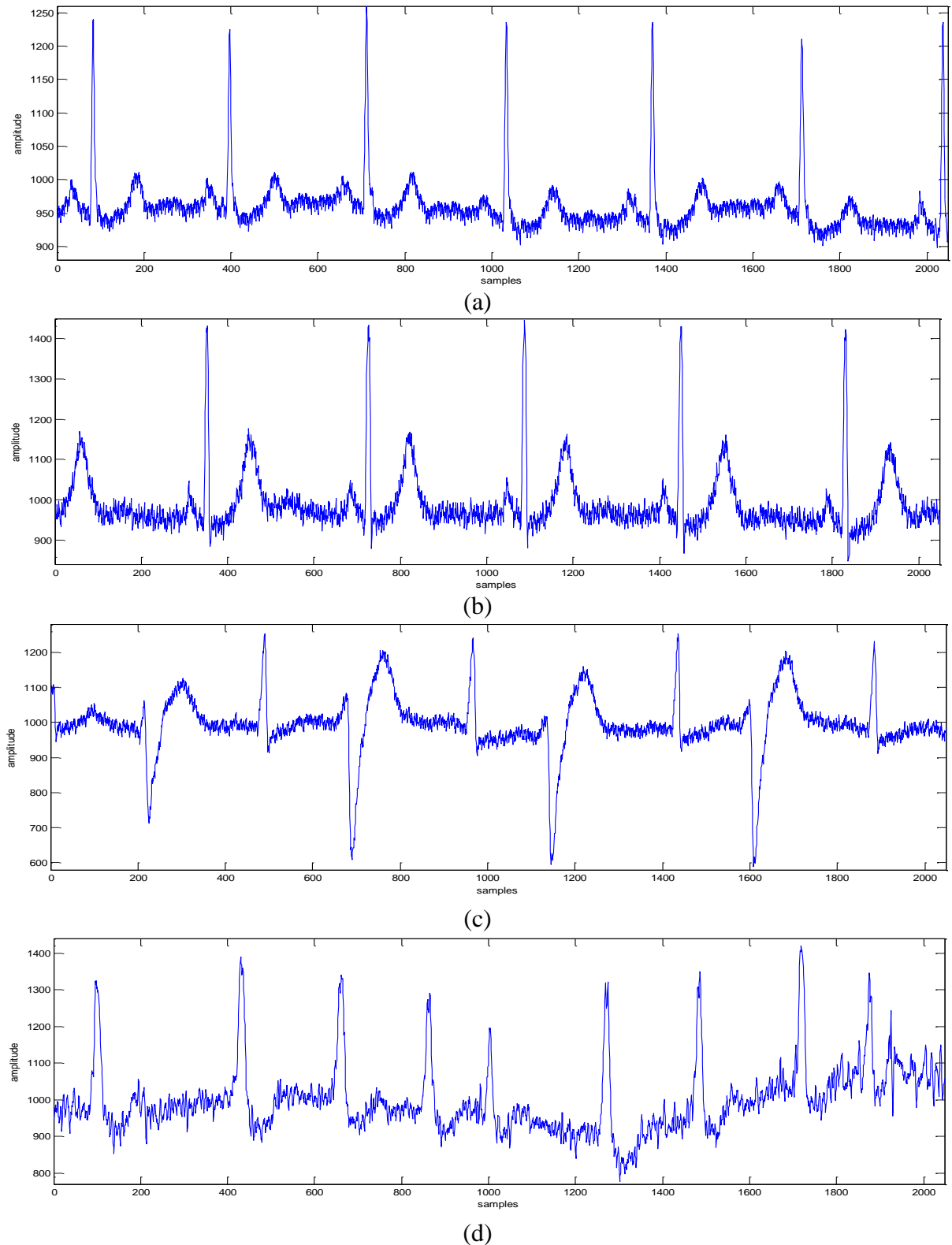
Les signaux reconstruits obtenus par l'application de la méthode DWT-RLE-Seuillage dur sont montrés sur les figures 3.9 (a-d) et les figures 3.10 (a-d) respectivement pour le seuil global et le seuil dépendant de niveau. Les figures 3.11 (a-d) et figures 3.12 (a-d) illustrent les signaux obtenus par la méthode DWT-RLE-Seuillage doux respectivement pour le seuil global et seuil dépendant de niveau.



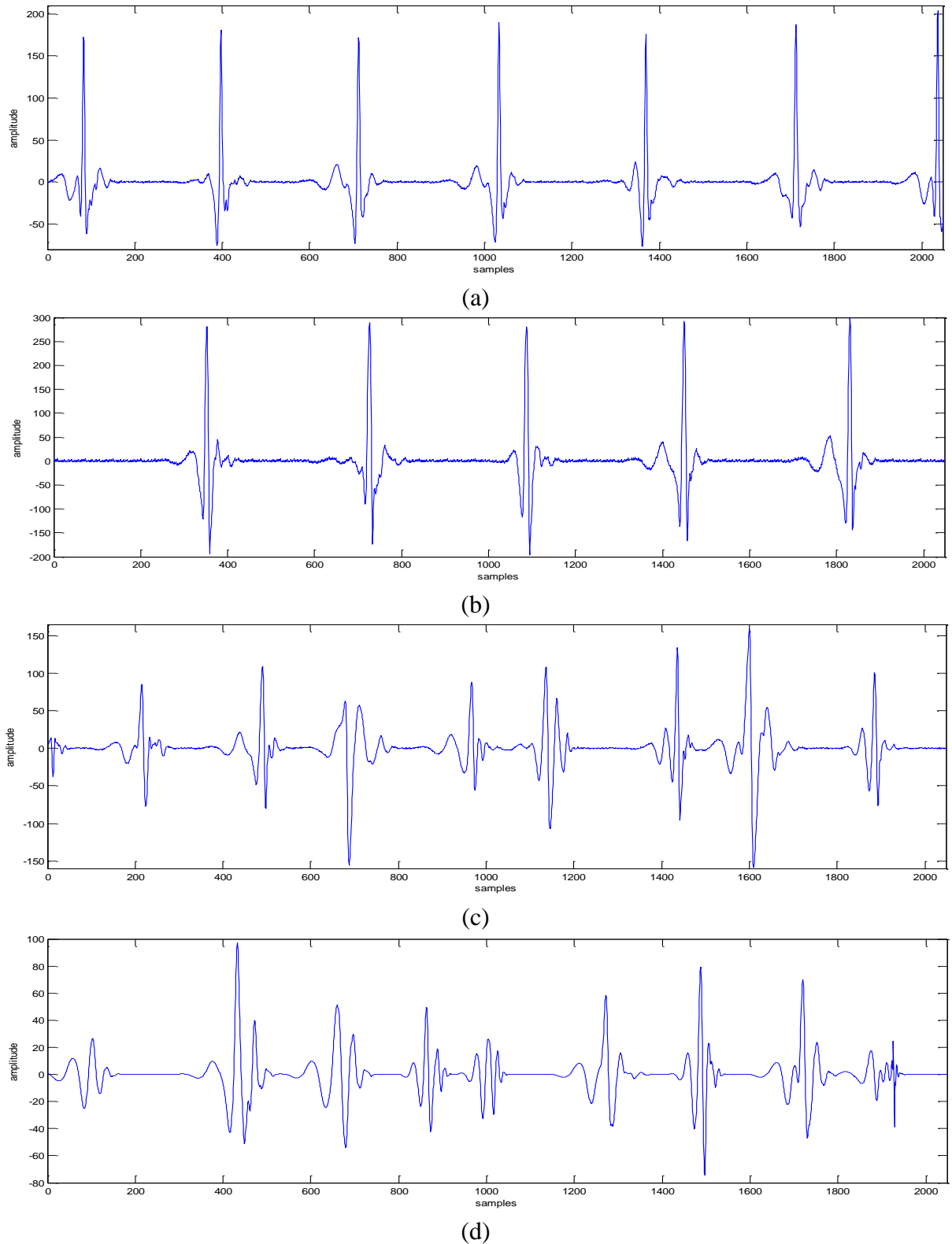
**Figure 3.9:** : signaux reconstruit obtenus par DWT-RLE-seuillage dur et seuil global, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.



**Figure 3.10** : Signaux reconstruit obtenus par DWT-RLE seuillage dur et seuil dépendant de niveau, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200 et (d) Enregistrement 203.



**Figure 3.11 :** Signaux reconstruit obtenus par DWT-RLE seuillage doux et seuil global, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.



**Figure 3.12:** Signaux reconstruit obtenus par DWT-RLE-seuillage doux et seuil dépendant de niveau, (a) Enregistrement 101, (b) Enregistrement 106, (c) Enregistrement 200, (d) Enregistrement 203.

## Chapitre 3 : simulations et résultats

Le tableau 3.2 présente les valeurs de taux de compression (CR) et le pourcentage de la puissance d'erreur (PRD) obtenues lors des analyses des enregistrements de la base de données MIT-BIH ARRHYTHMIA. Les valeurs de CR des signaux compressés obtenus par la méthode DWT-RLE-Seuillage doux en utilisant le seuil dépendant de niveau sont supérieures à celles obtenus par la même méthode lorsqu'on utilise le seuil global. Nous constatons également que la méthode utilisant le seuillage doux est meilleure à celle utilisant le seuillage dur en termes d'amélioration du taux de compression. Les valeurs de PRD des signaux reconstruits par la méthode DWT-RLE-seuillage doux, en utilisant le seuil dépendant du niveau, sont inférieures à celles obtenues avec le seuil global et le seuillage dur. Ces résultats confirment la supériorité de la méthode qui combine DWT, RLE, le seuillage doux et le seuil dépendant du niveau dans la compression des signaux ECG.

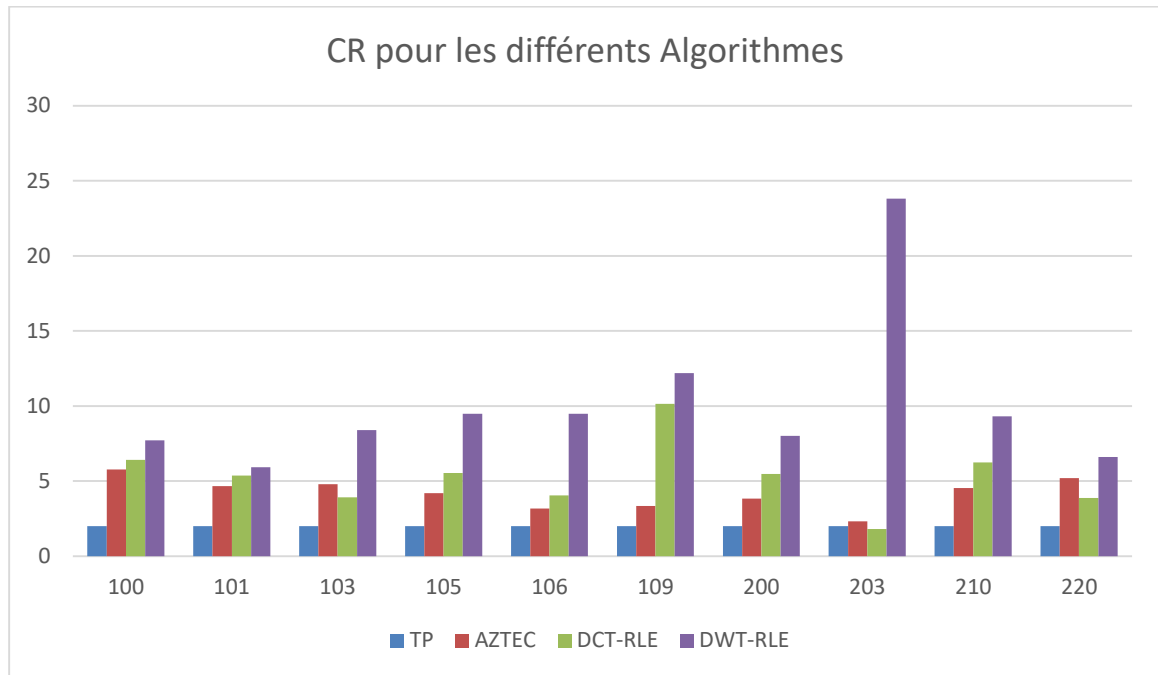
Type de seuillage	Seuillage dur				Seuillage doux			
Type de seuil	Seuil global		seuil dépendant de niveau		Seuil global		seuil dépendant de niveau	
	CR	PRD	CR	PRD	CR	PRD	CR	PRD
100	3.9844	2.6860 e-005	7.2131	0.1040	3.9690	2.5398 e-005	7.6992	0.1039
101	3.6703	1.2484 e-005	7.6992	0.1039	3.6056	1.4867 e-005	5.9191	0.1016
103	1.4322	4.1438 e-006	6.7362	0.1024	1.4282	1.7536 e-006	8.3934	0.1024
105	3.7786	1.4920 e-005	9.1429	0.1023	3.7236	1.8214 e-005	9.4815	0.1023
106	0.9734	1.6072 e-005	8.5333	0.1004	0.9526	2.0623 e-005	9.4815	0.1004
109	1.6410	1.2429 e-005	10.8936	0.1079	1.5492	1.4544 e-005	12.1905	0.1078
200	1.1716	1.8493 e-005	7.2624	0.0996	1.1689	1.8639 e-005	8	0.0996
203	1.3368	8.0459 e-006	23.8140	0.0992	1.2913	1.4190 e-005	23.8140	0.0993
210	4.1626	1.6016 e-006	9.1429	0.0995	4.2314	2.4122 e-006	9.3091	0.0995
220	3.0937	1.6887 e-005	6.3602	0.1105	3.0751	2.5353 e-007	6.6065	0.1106

**Tableau 3.2:** Valeurs de CR et PRD des signaux obtenus par DWT-RLE combinée avec seuillage doux et seuillage dur

La figure 3.13 montre les valeurs de CR des signaux compressés obtenus par les différentes méthodes développées et pour les différents signaux de la base. On remarque que les valeurs de CR des signaux obtenus par la méthode DWT-RLE combinée avec seuillage

## Chapitre 3 : simulations et résultats

doux et seuil dépendant de niveau sont supérieures à celles obtenues par les autres méthodes. Cela indique que cette approche est plus efficace pour améliorer le CR et, par conséquent, l'opération de compression.



**Figure 3.13:** Valeurs de CR des signaux obtenus par les différentes méthodes et pour les différents signaux de base

Le tableau (3.3) illustre les valeurs de PRD des signaux reconstruits par les différentes approches présentées et pour les différents signaux de la base. On constate que le PRD des signaux obtenus par l'algorithme DCT-RLE sont inférieures à celles obtenus par DWT-RLE et AZTEC et TP, ce confirme que la méthode DCT-RLE offrent des meilleures performances en termes du PRD.

PRD	TP	AZTEC	DCT-RLE	DWT-RLE
100	5.8521 e-006	8.4240 e-004	2.7933 e-005	0.1039
101	1.6434 e-005	9.8258 e-004	2.5233 e-5	0.1016
103	2.6269 e-006	0.0020	2.3100 e-005	0.1024
105	1.1178 e-005	0.0019	2.1371 e-005	0.1023
106	2.0497 e-005	0.0012	3.7964 e-005	0.1004
109	1.8265 e-005	8.6579 e-004	2.5692 e-005	0.1078
200	1.3908 e-005	1.8291 e-005	2.3850 e-005	0.0996
203	2.5150 e-005	2.2944 e-004	5.5306 e-005	0.0993
210	1.1998 e-005	0.0016	1.9977 e-005	0.0995
220	1.1210e-005	0.0018	3.5359 e-005	0.1106

**Tableau 3.3:** Valeurs de PRD des signaux obtenus par les différentes méthodes et pour les différents signaux de base.

### 3.4. Conclusion

Dans ce chapitre, des études expérimentales ont été menées pour valider l'efficacité et la robustesse des méthodes développées dans le chapitre précédent. Les résultats obtenus démontrent que ces méthodes sont capables d'améliorer de manière efficace le taux de compression ainsi que le pourcentage de la puissance d'erreur, ce qui se traduit par une amélioration des opérations de compression et de décompression.

Une étude comparative des différentes méthodes de compression a été réalisée dans le but d'examiner et d'évaluer leurs capacités et leurs avantages respectifs. Les résultats ont clairement démontré que la méthode DWT-RLE, combinée avec le seuillage doux et le seuil dépendant de niveau, offre des résultats plus probants et se révèle supérieure aux autres méthodes en termes d'amélioration du taux de compression

### Conclusion générale

Le signal ECG est généralement considéré comme un signal instable qui traduit l'activité électrique du cœur et reflète l'état de santé du système cardiovasculaire. En plus de cela, il contient des informations permettant de distinguer les maladies cardiovasculaires. En raison de la grande quantité d'informations contenues dans ce signal, nous rencontrons des difficultés à l'envoyer, c'est pourquoi nous devons le compresser.

La compression consiste à éliminer la redondance présente dans le signal, qui peut être due à la non-uniformité de la distribution des échantillons ou à la dépendance statistique entre eux. Cette compression est évaluée en utilisant le rapport de compression (CR) et la qualité du signal reconstruit (représentée par le PRD).

Il existe plusieurs méthodes et techniques de compression, certaines d'entre elles ayant été mentionnées dans le chapitre 2. Nous avons sélectionné quatre de ces méthodes et les avons appliquées dans le chapitre 3 afin de déterminer laquelle est la plus performante. Dans notre étude, nous avons comparé les techniques suivantes : les algorithmes TP, AZTEC, la transformée discrète en cosinus (DCT) combinée avec le codage par longueur de course (RLE), et la transformée discrète en ondelettes (DWT) combinée avec RLE. Ces algorithmes ont été implémentés à l'aide du logiciel Matlab et appliqués au signal ECG, mais ils peuvent également être utilisés sur d'autres types de signaux. Nous avons étudié chaque technique séparément, puis nous les avons comparées en utilisant différents critères d'évaluation tels que le CR et le PRD.

Les résultats montrent que la méthode de la transformée DWT-RLE est plus optimale et offre de meilleurs taux de compression. En ce qui concerne le PRD, la méthode DCT-RLE présente de meilleures performances. Ces résultats ouvrent plusieurs perspectives à savoir :

- L'amélioration du PRD de la transformée DWT-RLE.
- L'application de cette approche sur d'autres signaux biomédicaux.



# **Bibliographie**

### Bibliographie

[1] Benali Medjahed Oussama ; Modélisation et compression des signaux biomédicaux en vue d'une classification ; Thèse de Doctorat Université Abou Bekr Belkaid ; 11 Février 2016

[2] Youssef Tradi; Analyse Multivariée pour le Diagnostic de l'Arythmie Cardiaque; Thèse de doctorat, Université d'Aix-Marseille; 14 Décembre 2020

[3][https://media.springernature.com/lw785/springer-static/image/chp%3A10.1007%2F978-3-319-04801-7\\_1/MediaObjects/320988\\_1\\_En\\_1\\_Fig9\\_HTML.gif](https://media.springernature.com/lw785/springer-static/image/chp%3A10.1007%2F978-3-319-04801-7_1/MediaObjects/320988_1_En_1_Fig9_HTML.gif)

[4] Moukhtari Riad ; Compression des signaux ECG volumétriques basée sur les transformées en ondelettes ; Mémoire de Master ; Université de M'SILA ; 2012

[5] [https://pharmacomedicale.org/images/Medicaments/AAD-Figure\\_2.jpg](https://pharmacomedicale.org/images/Medicaments/AAD-Figure_2.jpg)

[6]Nadia Krichane et Samira Tazebouudjt ; Classification des signaux ECG par les réseaux de neurone probabiliste ; Mémoire de Master, Université Mouloud mammeri de Tizi-Ouzou ; 1.10.2015.

[7] Mohamed Lamine Talbi ; Analyse et traitement de signal électrocardiographique(ECG) ; thèse de doctorat, Université Metouri de Constantine ; 2011.

[8][https://media.springernature.com/lw785/springer-static/image/chp%3A10.1007%2F978-3-319-04801-7\\_1/MediaObjects/320988\\_1\\_En\\_1\\_Fig9\\_HTML.gif](https://media.springernature.com/lw785/springer-static/image/chp%3A10.1007%2F978-3-319-04801-7_1/MediaObjects/320988_1_En_1_Fig9_HTML.gif)

[9] Chaabna Abd Elhani et Zouaimia Khalil ; Détection du complexe QRS dans le signal électrocardiographique (ECG); Mémoire de Master; Université 8 Mai 1945 Guelma ; Octobre 2020.

[10] GUENNOUNI Noredine; Compression du signal électrocardiographique par la méthode des ondelettes; Mémoire de Master; Ecole Nationale Supérieur Polytechnique ; 24 juin 2012

[11] <https://i0.wp.com/etudiant-hospitalier.com/wp-content/uploads/2018/08/derivations-frontales.png?fit=825%2C472&ssl=1>

[12] ABID Tarek ; Analyse du signal ECG par les ondelettes; Année 2008; Mémoire Magistère; Université Badji Mokhtar Annaba; Année 2008

## Bibliographie

---

[13] [https://www.stepwards.com/wp-content/uploads/2015/12/2000px-Precordial\\_Leads.svg\\_-300x266.png](https://www.stepwards.com/wp-content/uploads/2015/12/2000px-Precordial_Leads.svg_-300x266.png)

[14] BENALI Radhwane, Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques, thèse de Doctorat, Université Abou Bekr Belkaid ; Avril 2013

[15] Antoine Pironet ; Méthodes d'identification des paramètres dans un modèle du système cardiovasculaire; Master en ingénieur civil biomédical, Université de Liège ; 2010-2011

[16] Hamani Abdeslam ; : D. Berkani; Compression et détection du signal ECG ; Mémoire de fin d'études, École national polytechnique; Octobre 2015

[17] GUENNOUNI Noredine ; Compression du Signal Electrocardiographique (ECG) par la méthode des spline et la transformation discrète en cosinus (DCT); Ecole Nationale Supérieur Polytechnique ;mémoire de Master; juin 2012

[18] OULDELHADJ Saliha OULDSLIMANE; Modélisation et Compression du Signal Cardiaque en Vue d'une Détection Automatique des Anomalies Cardiovasculaires; Thèse Doctorat ; Université Houari Boumediène, 9/12/2017.

[19] AHMED oussama, Dr Boukhenoufa N; Développement et évaluation des techniques classiques de compression; Mémoire de Master, université de M'sila; Juin 2016.

[20] Elhannachi Sid Ahmed ; compression des images médicales fixes en vue d'une interprétation :application au télédiagnostic ; Mémoire de Master , Université de Mohamed Boudiaf ;2017/02018

[21]Mr. Selmi Mohammed El-Amin.Et Mr. Yala Mohammed ; Mr. Yaghmorasan Benzian.; Synthèse et étude comparative sur les méthodes de compression vidéo; Mémoire de Master Université Abou Bakr Belkad – Tlemcen ; 02/07/2017.

[22] ] Muzaffar Saba Anjum and Dr. Monisha Chakraborty; ECG Data Compression using Turning PointAlgorithm; ISSN: 2349-7300ISO 9001:2008 Certified ;International Journal of Innovative Research in Engineering & Multidisciplinary Physical Sciences(IJIRMPS)Volume 2, Issue 3, December 2014

## Bibliographie

---

- [23] Neville Aquinas 1 Ramya P C; Pre-Processing and Compression of ECG Records for Biotelemetry Purposes ; 2,1Department of E & C Engineering ,St Joseph Engineering College, Mangaluru, India ;Special Issue – 2015; International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)ISSN: 2278-0181Published by, www.ijert.org,ICESMART-2015 Conference Proceedings
- [24] Abdelkrim lallouani ; débruitage d'un signal de la parole corrompu par un bruit coloré en utilisant la transformée en ondelettes et implantation sur un processeur de traitement numérique des signaux ; Ecole de technologie supérieure université du Québec; 9 septembre 2004.
- [25] K. P. Soman, K. I. Ramachandran and N. G. Resmi, Insight into wavelets from theory to practice, 3ème édition , Prentice-Hall of India 2010.
- [26] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim, J. M. Poggi, Les ondelettes et leurs applications, Hermes, Paris, 2003.
- [27] Y.Meyer, Ondelettes et Opérateurs, Tome I, Paris : Herrmann, 1990.
- [28] S. Mallat, A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machines Intelligence, 11 (7), pp. 674-693, July 1989.
- [29] D. L. Donoho, Denoising by soft thresholding,IEEE Transaction on Information Theory, 41(3), pp. 613-627, 1995.
- [30] I. M. Johnstone and, B.W Silverman, Wavelet threshold estimators for data with correlated noise,J. Roy. Statist. Soc. B, 59(2), pp. 319-351, 1997.