

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



UNIVERSITE DE M'SILA
FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

MEMOIRE
DE FIN D'ETUDES EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE
MASTER

Spécialité : Electronique.

Option : Systèmes de télécommunications numériques

THEME

COMPRESSION DES SIGNAUX ECG
VOLUMETRIQUES BASEE SUR LES
TRANSFORMEES EN ONDELETTES

Proposé et dirigé par :

Mr. BOUKHENNOUFA. N

Présenté par :

MOUKHTARI Riad

N° d'ordre : 2012/ /85/125

Promotion: 2011- 2012

REMERCIEMENTS

En premier lieu je tiens à remercier Le Bon Dieu Tout-Puissant et Miséricordieux de la bonne santé, de la volonté et de la patience qu'Il m'a accordé tout au long de mes études.

Je remercie très sincèrement M. BOUKHENNOUFA N. le promoteur de ce travail, pour ces conseils pertinents, ces orientations judicieuses, sa patience et diligence et pour ces suggestions qui ont grandement facilité ce travail, ainsi que pour le temps qu'il a consacré pour évaluer et critiquer ce travail et la confiance qu'il m'a accordé tout au long de réalisation de ce projet.

Je tiens à exprimer ma gratitude aux membres du jury qui ont bien voulu consacrer de leur temps à l'examen de ce travail.

Ma profonde gratitude à tous les Enseignants du Département d'Electronique qui m'ont encouragé à donner le meilleur de moi en m'assurant une formation aussi meilleure que possible.

TABLE DES MATIERES

Introduction générale.....	1
<i>CHAPITRE 1 : LE CŒUR ET L'ELECTROCARDIOGRAPHIE</i>	
Introduction.....	3
1. Le cœur.....	3
1.1. Anatomie du cœur.....	3
1.2. Activité électrique du cœur.....	4
2. L'électrocardiographie.....	5
2.1. Définition.....	5
2.2. Histoire de l'électrocardiographie.....	6
2.3. Enregistrement de signal ECG.....	6
2.4. Dérivations électrocardiographiques.....	8
2.5. L'ECG d'Holter.....	9
3. Segmentation du signal ECG.....	10
3.1. Ondes de L'ECG.....	10
3.2. Les intervalles temporels.....	11
3.3. Caractéristiques électrocardiographiques.....	12
4. Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme.....	12
4.1. Bruits techniques.....	12
4.1.1. Bruit dû au secteur.....	13
4.1.2. Bruit dû aux mouvements d'électrodes.....	13
4.1.3. Autres bruits courants.....	14
4.2. Artefacts physiques.....	14
4.2.1. Mouvements de la ligne de base.....	14
4.2.2. Bruit myoélectrique ou tremblement somatique.....	15
5. Traitement du signal ECG.....	15
5.1. Détection des ondes.....	15
5.2. Filtrage.....	17
Conclusion.....	18

CHAPITRE 2 : TECHNIQUES DE COMPRESSION DES DONNEES

Introduction.....	19
1. Définition et objectif de la compression.....	19
1.1. Définition.....	19
1.2. Objectif de compression.....	20
2. Classification des algorithmes de compression.....	20
2.1. Compression symétrique et asymétrique.....	20
2.2. Compression physique et logique.....	20
2.3. Compression statistique et numérique.....	21
2.4. Compression sans et avec perte.....	21
3. Concepts généraux.....	21
3.1. Entropie.....	21
3.2. Redondance.....	22
3.3. Codage.....	22
4. Techniques de compression sans perte.....	22
4.1. Techniques de codage entropique sans perte.....	22
4.1.1. Codage de Huffman.....	23
4.1.2. Codage Shannon-Fano.....	24
4.1.3 Le codage arithmétique.....	25
4.2. Algorithmes de compression sans perte.....	27
4.2.1. Run length encoding (RLE).....	27
4.2.2. Lempel Ziv Welch (LZW).....	28
5. Techniques de compression avec perte.....	30
5.1. Quantification scalaire.....	30
5.2. Quantification vectorielle.....	31
5.3. Algorithme k-Means.....	32
Conclusion.....	32

CHAPITRE 3 : TRANSFORMEE EN ONDELETTES

Introduction.....	33
1. Historique des ondelettes.....	33
2. Définition des ondelettes.....	34
3. De la transformée de Fourier à la transformée en ondelette.....	35

4. Transformée en ondelettes continue.....	35
4.1. Transformée en ondelettes continue 1D.....	37
4.2. Transformée en ondelettes continue 2D.....	37
4.3. Transformée en ondelettes continue 3D.....	38
5. Transformée en ondelettes discrète.....	39
5.1. Transformée en ondelettes discrète 1D.....	39
5.2. Transformée en ondelettes discrète 2D.....	41
5.3. Transformée en ondelettes discrète 3D.....	42
6. Comparaison CWT et DWT.....	43
7. Avantages de la transformée en ondelette.....	43
8. Familles de la transformée en ondelettes.....	44
9. Applications des ondelettes.....	45
Conclusion.....	47

CHAPITRE 4 : SIMULATIONS ET RESULTATS

Introduction.....	49
1. Base de donnée Arrhythmia (MIT/BIH).....	49
2. Caractéristiques fréquentielles cardiaques.....	50
3. Détection RR.....	51
3.1. Algorithme.....	51
3.1.1. Filtre passe bande.....	52
3.1.2. Filtre dérivateur.....	53
3.1.3. Transformation non linéaire.....	54
3.1.4. Intégration.....	54
3.1.5. Seuillage.....	54
3.1.6. Détection des ondes R.....	55
3.2. Résultats de détection RR.....	55
3.3. Performance de détection.....	56
4. Critères d'évaluation de la compression.....	58
4.1. Taux de compression.....	58
4.2. Taux de distorsion.....	58
5. Compression des signaux ECG.....	59
5.1. ECG 1D.....	59

5.2. ECG 2D.....	64
5.2.1. Conversion 1D/2D.....	65
5.2.2. Transformée en ondelettes 2D.....	66
5.2.3. Résultats de compression 2D.....	66
5.3. ECG 3D.....	68
5.3.1. Conversion 1D/3D.....	68
5.3.2. Transformée en ondelettes 3D.....	69
5.3.3. Résultats de la compression 3D.....	69
Conclusion.....	71
Conclusion générale.....	72
Bibliographie.....	74

Liste des figures

Figure 1.1 :	Anatomie du cœur humain.....	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
Figure 1.3 :	Illustration d'un battement cardiaque.....	10
Figure 1.4 :	Interférence secteur 50 Hz.....	13
Figure 1.5 :	Bruit dû aux mouvements des électrodes.....	13
Figure 1.6 :	Dérive de la ligne de base.....	14
Figure 1.7 :	Bruit myoélectrique ou tremblement somatique.....	15
Figure 1.8 :	Encombrement spectral l'ECG et de certaines ondes caractéristiques..	17
Figure 1.9 :	Effets du filtrage sur le signal ECG.....	18
Figure 2.1 :	Compression de type symétrique.....	20
Figure 2.2 :	Exemple de Huffman.....	24
Figure 2.3 :	Exemples de quantification scalaire.....	30
Figure 2.4 :	Schéma synoptique d'un quantificateur vectoriel.....	32
Figure 3.1 :	Ondelette mère.....	34
Figure 3.2 :	Découpage en temps fréquence.....	36
Figure 3.3 :	Transformée en ondelettes continue 1D.....	37
Figure 3.4 :	Passage de la transformée 1D à la transformée 2D.....	38
Figure 3.5 :	Transformée en ondelettes continue 3D sur 3 niveaux.....	39
Figure 3.6 :	Algorithme de MALLAT.....	40
Figure 3.7 :	Principe de l'analyse multi résolution.....	41
Figure 3.8 :	Filtres pour la DWT2.....	41
Figure 3.9 :	Application de la DWT2 sur trois niveaux de décomposition.....	42
Figure 3.10 :	Transformée en ondelettes discrète 3D.....	42
Figure 4.1 :	Représentation des signaux ECG de la base de données Arrhythmia...	50
Figure 4.2 :	Algorithme de Pan et Tompkins.....	51
Figure 4.3 :	Filtrage passe bas du signal ECG de l'enregistrement 108.....	52
Figure 4.4 :	Filtrage passe haut du signal ECG de l'enregistrement 112.....	53
Figure 4.5 :	Filtre dérivateur du signal ECG de l'enregistrement 105.....	53
Figure 4.6 :	Filtre quadratureur du signal ECG de l'enregistrement 116.....	54
Figure 4.7 :	Filtre intégrateur du signal ECG de l'enregistrement 119.....	54

Figure 4.8 :	Détection RR de l'enregistrement 100.....	55
Figure 4.9 :	Détection RR de l'enregistrement 105.....	56
Figure 4.10 :	Détection RR de l'enregistrement 117.....	56
Figure 4.11 :	Détection RR de l'enregistrement 121.....	56
Figure 4.12 :	Schéma bloc de compression et de décompression 1D.....	59
Figure 4.13 :	Algorithme RLE optimisé.....	61
Figure 4.14 :	Compression du signal ECG 1D de l'enregistrement 100.....	62
Figure 4.15 :	Compression du signal ECG 1D de l'enregistrement 117.....	63
Figure 4.16 :	Schéma bloc de compression et de décompression 2D.....	65
Figure 4.17 :	Conversion 1D/2D.....	66
Figure 4.18 :	DWT2 pour l'enregistrement 117.....	66
Figure 4.19 :	Compression 2D de l'enregistrement 100.....	67
Figure 4.20 :	Schéma bloc de compression et de décompression 3D.....	68
Figure 4.21 :	Conversion 1D/3D.....	68
Figure 4.22 :	DWT3 pour l'enregistrement 117.....	69
Figure 4.23 :	Compression/décompression 3D de l'enregistrement 100.....	70

Liste des Tableaux

Tableau 2.1 :	Exemple de Codage de Shannon-Fano.....	25
Tableau 2.2 :	Exemple de Codage Arithmétique.....	27
Tableau 3.1 :	Quelques types de familles d'ondelettes.....	45
Tableau 4.1 :	Résultats de la détection RR par l'algorithme Pan et Tompkins.....	57
Tableau 4.2 :	Comparaison des résultats de détections pour différents algorithmes.....	58
Tableau 4.3 :	Résultats numériques de notre algorithme de compression 1D..	64
Tableau 4.4 :	Résultats de compression pour différentes ondelettes mères....	64
Tableau 4.5 :	Résultats numériques de l'algorithme de compression 2D.....	67
Tableau 4.6 :	Comparaison des résultats aux format 1D, 2D et 3D	70
Tableau 4.7 :	Comparaison de l'algorithme de compression proposé avec d'autres algorithmes pour l'enregistrement 117.....	71

INTRODUCTION GENERALE

Le stockage et la transmission de l'information médicale sont devenus actuellement un sujet d'une grande importance, notamment en raison du développement fulgurant qu'a connu la télémédecine ces dix dernières années. Dans la plupart des systèmes d'acquisition d'ECG, le signal est enregistré à des fréquences allant de 250 Hz à 500 Hz pour l'ECG classique et à une fréquence de 1 KHz pour l'ECG à haute résolution. A titre d'exemple, Dans le cas de l'ECG haute résolution, un enregistrement par jour à une résolution de 12 bits/échantillon nécessite en moyenne plus de 100 Méga bits d'espace mémoire. Ces chiffres dépassent largement les capacités des systèmes conventionnels de stockage et de transmission. La compression de l'ECG est donc désirable sinon nécessaire pour l'archivage ou la transmission en vue d'une analyse ultérieure. Cette technique connaît un regain d'intérêt avec l'avènement de la télécardiologie basée sur la technologie de communication mobile avec des capacités vidéo. En effet, la compression demeure un outil très utile pour l'enregistrement et la transmission mobile d'un ECG ou d'une partie d'un ECG [1,2].

Les techniques de compression d'ECG, sont habituellement classées en trois grandes catégories à savoir, les méthodes directes, les méthodes utilisant des transformées, et enfin les méthodes fondées sur le principe d'extraction de paramètres caractéristiques. Dans les méthodes directes, comme leur nom l'indique, les échantillons du signal sont directement codés sans aucune transformation particulière. La deuxième catégorie exige une transformation de l'ECG dans un domaine autre que temporel. Cela peut être, une transformation du type DWT (Discrete Wavelet Transform). Enfin, la troisième catégorie utilise le principe de la modélisation paramétrique de l'ECG. Ces paramètres sont évidemment réutilisés dans la phase de reconstruction [2].

La compression basée sur la conversion du signal ECG 1D en 3D permet une meilleure performance en termes d'efficacité de compression pour l'enregistrement et la transmission en haut débit. Ainsi, dans ce travail, nous proposons une nouvelle méthode de compression de signaux biomédicaux ECG basée sur les transformées en ondelettes appliqués aux signaux ECG volumétrique afin d'augmenter le taux de compression et minimiser l'erreur de reconstruction.

Le présent manuscrit est divisé en quatre chapitres présentés comme suit :

Dans le premier chapitre, nous allons présenter les notions générales des signaux ECG. On décrit le fonctionnement du cœur et du système vasculaire, L'accent sera mis ensuite sur le signal ECG : sa genèse, l'enregistrement, et la segmentation de ce signal. Enfin, nous présenterons brièvement quelques notions utiles pour le traitement de signal ECG.

Le second chapitre est plutôt dédié aux notions de base sur la compression des données, des concepts généraux sur la compression des données puis nous allons ouvrir un champ de réflexion en indiquant tout d'abord quelles sont les méthodes générales utilisées aujourd'hui pour compresser les données sans perte (codage de huffman, codage arithmétique et l'algorithme RLE, LZW, ...), Ensuite, nous allons présenter deux méthodes très utilisées dans la compression des données avec perte, la quantification scalaire et la quantification vectorielle.

Dans le troisième chapitre, nous allons exposer quelques notions de base sur la transformée en ondelette, nous avons commencé par des concepts généraux sur les ondelettes puis les deux approches de la transformée en ondelette, la transformée en ondelettes continue et la transformée en ondelettes discrète, dans chaque approche nous définissons les transformées en ondelettes pour les trois dimensions 1D, 2D et 3D, puis nous décrivons brièvement quelques types de familles utilisées dans la transformée en ondelettes, Enfin, nous résumerons les avantages et les applications de la transformée en ondelettes.

Enfin le quatrième et dernier chapitre, concrétise une étude d'évaluation des performances des trois approches de compression des signaux ECG de la base de données Arrhythmia, nous allons commencer par la détection des intervalles RR, puis nous allons développer un algorithme basé sur la conversion des formes d'onde unidimensionnelle originale d'ECG en 2D, ensuite un nouveau algorithme basé sur la conversion des signaux ECG en 3D. Après la présentation et l'analyse des résultats obtenus, nous allons établir des comparaisons avec d'autres méthodes de compression des signaux ECG.

A la fin, le manuscrit est clôturé par une conclusion générale résumant le travail effectué.

CHAPITRE 1

LE CŒUR ET L'ELECTROCARDIOGRAPHIE

Introduction

Le système cardiovasculaire est constitué du cœur et du système vasculaire, sa fonction principale est d'assurer un flux de sang adéquat continu et sous pression suffisante aux organes et aux tissus afin de satisfaire aux besoins énergétiques quelque soit l'activité de l'individu.

Dans ce chapitre, nous présentons les notions générales du signal ECG. On décrit le fonctionnement du cœur et du système vasculaire. L'accent sera mis ensuite sur le signal ECG : sa genèse, l'enregistrement, et la segmentation de ce signal. Enfin, nous présenterons brièvement quelques notions utiles pour le traitement de signal ECG.

1. Le cœur

Le cœur est l'élément central du système cardiovasculaire. Il sert de moteur au système de circulation sanguine, il bat avec une fréquence de soixante à quatre vingt battements par minute chez un adulte en bonne santé. Chaque battement fait avancer un volume de 70 ml de sang [3].

1.1. Anatomie du cœur

Le cœur propulse le sang grâce aux contractions de son tissu musculaire appelé myocarde. Une épaisse cloison le divise en deux moitiés (cœur gauche/cœur droit) et chacune d'elles comporte deux cavités : l'oreillette et le ventricule. À chaque battement, le myocarde suit la même séquence de mouvement : le sang pauvre en oxygène arrive au cœur par la veine cave. Il entre par l'oreillette droite, et en est chassé par sa contraction appelée systole auriculaire qui le déplace dans le ventricule droit. La systole ventriculaire (contraction des ventricules) propulse à son tour le sang du ventricule droit vers les poumons où il va se charger en oxygène. De retour au cœur par les veines pulmonaires, le sang s'accumule dans l'oreillette gauche puis, lors de la systole auriculaire, passe dans le ventricule gauche qui lors de la systole ventriculaire l'envoie vers les organes par l'artère aorte (Figure 1.1) [4].

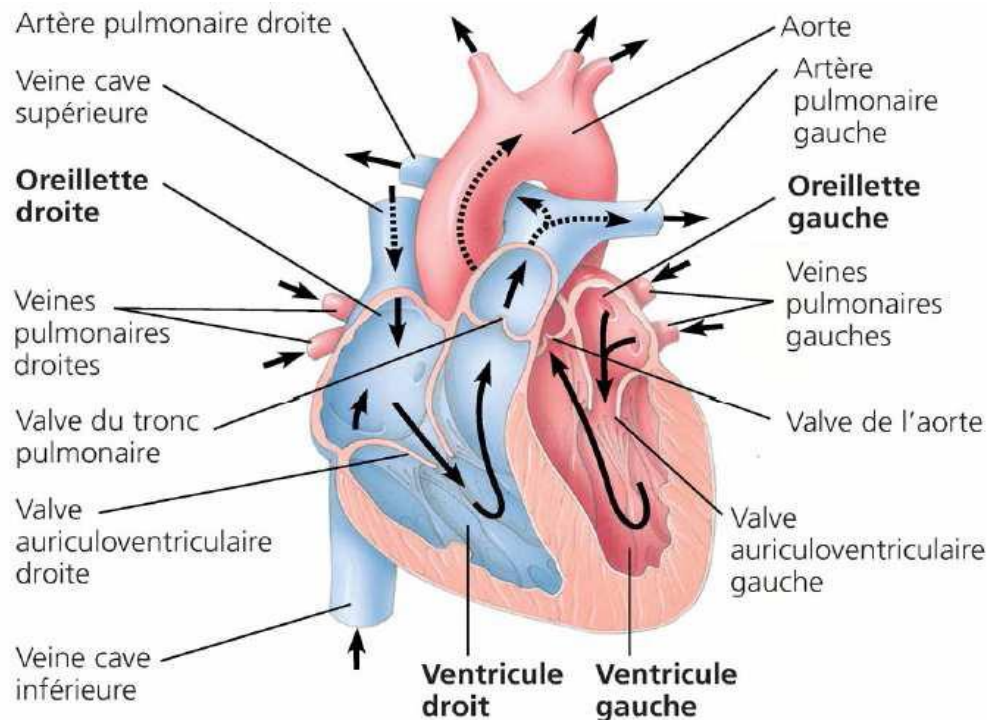


Figure 1.1 : Anatomie du cœur humain [5].

1.2. Activité électrique du cœur

Le mouvement des ions Na^+ à travers les membranes des cellules des fibres cardiaques (dépolérisation et la repolarisation des cellules) génère une différence de potentiel électrique qui provoque ainsi la contraction et la décontraction respectivement de la fibre cardiaque.

Dans l'état normal du cœur, la dépolérisation du muscle cardiaque (inversion de la polarité électrique de la membrane par passage actif d'ions Na^+ à travers celle-ci) prend naissance dans la partie haute de l'oreillette droite dans le nœud sinoïdal de Keith et Flack. Cette dépolérisation s'effectue d'une manière autonome avec un rythme de 70 à 100 fois par minute et se propage dans les oreillettes, induisant la systole auriculaire (figure 1.2), qui est suivie d'une diastole (décontraction du muscle). L'impulsion électrique gagne alors le nœud auriculo-ventriculaire (AV), après une courte pause permettant au sang de pénétrer aux ventricules, elle emprunte le faisceau de His, qui est composé de deux branches principales allant chacune dans un ventricule. Les fibres constituant ce faisceau, complétées par les fibres de Purkinje, grâce à leur conduction rapide, propagent l'impulsion électrique en plusieurs points des ventricules et permettent ainsi une dépolérisation quasi-instantanée des ventricules. Cette contraction constitue la systole ventriculaire. Puis suit la diastole

ventriculaire (décontraction du muscle), les fibres musculaires se repolarisent et reviennent ainsi à leur état initial [6].

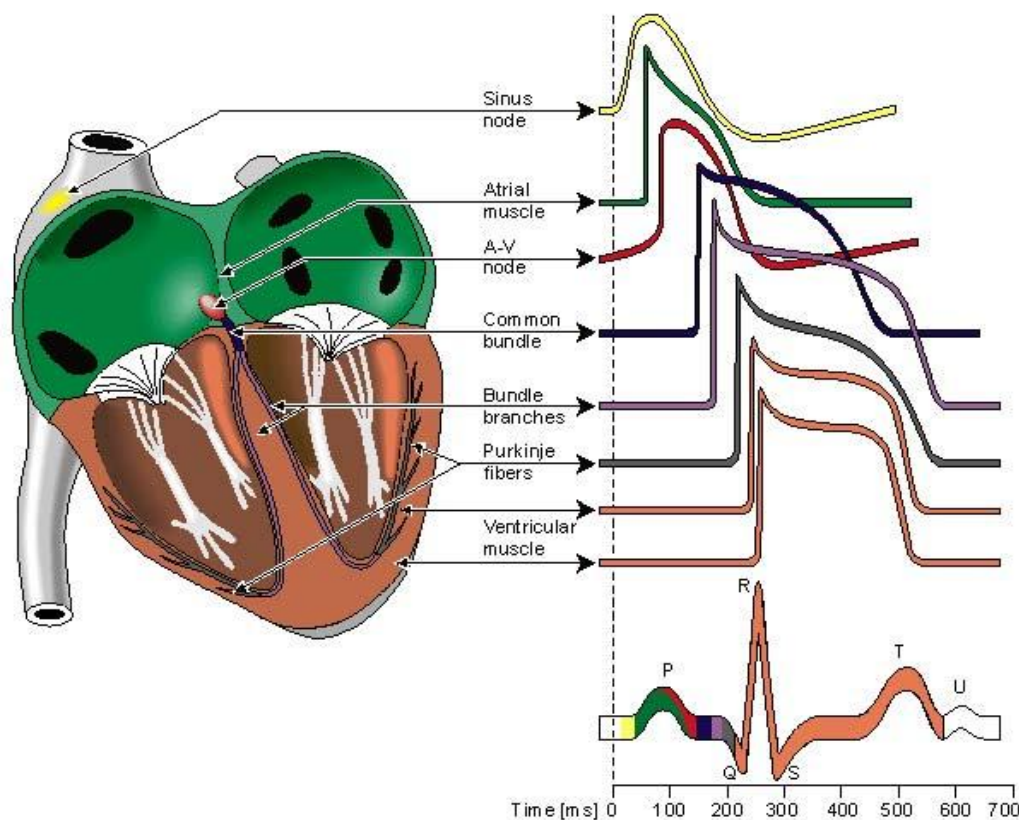


Figure 1.2 : Formes de potentiels d'action dans les différentes parties du cœur, et séquence temporelle de la propagation de l'activité électrique cardiaque [7].

Les scientifiques ont constatés, depuis la première découverte, l'importance de l'activité électrique du cœur dans le domaine du diagnostic pathologique au niveau du myocarde et qu'il peut être la source d'une foule de renseignements précieux de l'état structurel et fonctionnel de l'appareil cardio-circulatoire, d'où la nécessité d'un outil permettant l'exploration et l'enregistrement de cette activité électrique afin de l'exploiter aisément.

2. L'électrocardiographie

2.1. Définition

L'électrocardiographie (ECG) est la représentation graphique du potentiel électrique qui commande l'activité musculaire du cœur. Ce potentiel est recueilli par des électrodes mises à la surface de la peau.

L'électrocardiogramme est constitué en général de :

- ✓ Un ensemble d'électrodes destinées à être appliquées en contact direct du patient.
- ✓ Un système d'amplification des signaux issus des électrodes.
- ✓ Un appareil enregistreur.
- ✓ Un système d'enregistrement graphique [6].

2.2. Histoire de l'électrocardiographie

Le potentiel électrique généré par l'activité musculaire est connu depuis les travaux de Carlo Matteucci en 1842. Les premières expérimentations sont réalisées en 1878 par John Burden Sanderson et Frederick Page qui détectent à l'aide d'un électromètre capillaire les phases QRS et T, définies par la suite.

A cette même période, E. Marey, et Augustus Waller montrent que l'activité électrique cardiaque peut être suivie à partir de la peau. En 1887, le premier électrocardiogramme humain est publié par Augustus Waller.

En 1895, Willem Einthoven, met en évidence les cinq déflexions P, Q, R, S et T. utilise le galvanomètre à cordes en 1901 et publie les premières classifications d'électrocardiogrammes pathologiques en 1906. Il obtiendra en 1924 un prix Nobel pour ses travaux sur l'électrocardiographie. Les dérives précordiales sont utilisées pour le diagnostic médical à partir de 1932 et les dérives frontales unipolaires à partir de 1942, ce qui permet à Emanuel Goldberger de réaliser la première trace sur 12 voies.

Aujourd'hui, l'électrocardiographie est une technique relativement peu coûteuse, permettant à l'aide d'un examen indolore et sans danger, de surveiller l'appareil cardio-circulatoire, notamment pour la détection des troubles du rythme et la prévention de l'infarctus du myocarde [8].

2.3. Enregistrement de signal ECG

L'enregistrement électrocardiographique peut se faire soit par voie externe à l'aide d'électrodes posées à la surface du corps, soit par voie interne en enregistrant l'influx électrique à la surface du cœur (enregistrement epicardique), ou directement en introduisant une sonde endocavitaires.

Il se fait sur un papier millimètre, déroulant à vitesse constante. Ce papier est composé de carrés de 5mm x 5mm. Ces carrés sont subdivisés en carrés plus petits d'un millimètre de côté. Dans les conditions standard, le papier est déroulé à la vitesse de 25mm par seconde, de sorte qu'un millimètre correspond à 0.04 seconde, et 5mm à 0.20 seconde. L'étalonnage standard de l'électrocardiogramme enregistre en ordonnée une déflexion de 10mm pour un voltage de 1mV. Un étalonnage correct est indispensable à l'interprétation des traces.

Il existe différents types d'enregistrements de l'activité cardiaque, l'ECG de repos est enregistré grâce à des électrodes placées sur le patient qui est allongé. L'ECG d'effort quant à lui est enregistré durant un exercice dynamique (alternance de contractions et de relâchements musculaires). Il existe deux méthodes pour effectuer cet exercice: soit sur un tapis roulant, soit sur un cyclo-ergomètre. L'électrocardiogramme d'effort se fonde sur le même principe que l'électrocardiogramme de repos, mais il est demandé au patient, pour le cas du cyclo-ergomètre, de pédaler sur un vélo à une vitesse constante pendant l'enregistrement, alors que l'on oppose une résistance de plus en plus forte au pédalage. Le patient doit ainsi arriver, par paliers successifs, à une fréquence cardiaque déterminée en fonction de son âge. Cet examen est utile pour déceler des anomalies qui ne peuvent apparaître qu'à l'effort. Durant l'épreuve, on contrôle l'enregistrement électrocardiographique et la pression artérielle. Toute douleur ou autre trouble susceptible de nécessiter l'arrêt de l'épreuve est alors signalé au médecin. En rythmologie, cet examen est susceptible de donner des précisions sur ce que devient une arythmie constatée au repos lorsque le patient réalise un effort. Une arythmie constatée au repos peut en effet aussi bien disparaître complètement que s'amplifier significativement lorsqu'un effort est réalisé. Le test permet d'étudier l'influence d'une partie du système nerveux autonome (SNA) sur l'arythmie présentée par le patient. La technique d'exploration la plus répandue et qui est recommandée par l'American Heart Association, utilise l'ECG à 12 dérivations obtenu en changeant de position des électrodes périphériques.

Il existe aussi les méthodes d'enregistrement Holter (enregistrement continu sur 24heures) et le mapping (de 20 à 200 électrodes placées à la surface du corps). Lors du mapping, on place sur le thorax du patient les électrodes en colonnes mises cote à cote. L'électrocardiographie thoracique diffère de l'électrocardiographie standard du fait qu'elle cherche à établir, en plus de relations temporelles entre les ondes de l'ECG, des relations spatiales. C'est également le but dans le domaine de la

vectocardiographie, ou à l'aide de dérivations X, Y, et Z enregistrées simultanément on construit un vecteur dont la position varie dans le temps [8].

2.4. Dérivations électrocardiographiques

La dépolarisation est enregistrée par des électrodes, en fonction de leur position, le front de dépolarisation se dirige vers elles, ou s'en éloigne, ou se dirige puis s'éloigne d'elles. Si une électrode voit venir la dépolarisation, l'enregistreur inscrit une onde qui par convention est positive, si elle voit fuir la dépolarisation, l'onde est par convention négative, si l'électrode voit (passer) le front de dépolarisation, l'onde est d'abord positive puis s'inverse après le passage de la dépolarisation pour devenir négative (onde diphasique).

L'électrocardiogramme (ECG) est le recueil à l'échelle du cœur entier de la dépolarisation cardiaque. Trois électrodes placées à égale distance du cœur enregistrent chacune la dépolarisation (recueil unipolaire).

- La première de couleur rouge, est située sur le membre supérieur droit (dérivation appelée aVR pour amplified Voltage Right).
- La deuxième de couleur jaune, est sur le membre supérieur gauche (aVL pour amplified Voltage Left),
- La troisième de couleur verte, est située sur le membre inférieur gauche (aVF pour amplified Voltage Foot).

On place également une quatrième électrode qui servira d'électrode de référence pour tout le tracé, elle pourrait être appliquée à n'importe quel endroit du corps mais pour des raisons de systématisation elle est placée sur le membre inférieur droit et est de couleur noire. Ces trois dérivations (aVR, aVL et aVF) sont des dérivations dites unipolaires des membres.

On peut encore enregistrer l'ECG en recueillant la dépolarisation à partir des électrodes précédentes prises deux à deux, ce sont les dérivations bipolaires des membres. Entre les deux membres supérieurs, on définit :

- D1 orientée de la droite vers la gauche, entre le membre supérieur droit et le membre inférieur gauche.
- D2 orientée de haut en bas, entre le membre supérieur gauche et le membre inférieur gauche.
- D3 orientée de haut en bas.

Les six dérivations précédentes ou dérivations périphériques recueillent les phénomènes de dépolarisation projetés dans le plan frontal du patient.

L'enregistrement dans un plan horizontal et donc perpendiculaire au précédent se fait avec des dérivations unipolaires et par des électrodes placées sur la poitrine. La précision de leur emplacement est essentielle à l'interprétation correcte de l'ECG. La première électrode (V1) est sur la partie interne du 4^{ème} espace intercostal droit, la seconde (V2) sur la partie interne du 4^{ème} espace intercostal gauche, la 4^{ème} électrode (V4) est à la verticale du milieu de la clavicule gauche, sur la 6^{ème} côte, la 3^{ème} est à mi-distance entre V2 et V4, la cinquième est au même niveau que V4 mais à la verticale de la ligne axillaire antérieure, la sixième est au même niveau que V4 et V5 mais à la verticale de la ligne axillaire moyenne.

Les 12 dérivations précédentes (3 unipolaires des membres, 3 bipolaires des membres et 6 précordiales) sont les dérivations utilisées pour enregistrer un ECG en pratique courante. D'autres dérivations précordiales sont parfois ajoutées aux précédentes pour des enregistrements spécifiques : V3R et V4R sont les symétriques de V3 et V4 par rapport au sternum, VE est située en regard de la xyphoïde, V7, V8 et V9 sont placées dans l'alignement de V4, V5 et V6, respectivement au niveau de la ligne axillaire postérieure, de la pointe de la scapulaire et dans la gouttière latéro-vertébrale [9].

2.5. L'ECG d'Holter

Au début des années 60, Norman Holter proposa un appareil portatif permettant d'enregistrer l'activité cardiaque pendant plusieurs heures. Le patient chez un cardiologue se fait poser l'appareil sous forme d'un petit boîtier auquel sont reliées sept électrodes, permettant ainsi l'enregistrement sur 2 ou 3 dérivations (2 frontales et 1 transversal), puis il retourne à sa vie naturelle durant une journée complète après laquelle il revient chez le cardiologue.

L'ECG de Holter est reconnu comme un outil très efficace pour le diagnostic des arythmies transitoires, le diagnostic de l'insuffisance coronaire et la modification du segment ST sur une durée de 24 heures.

Il existe deux modes de représentation du signal électrocardiographie, une représentation temporelle et une représentation vectorielle [6].

3. Segmentation du signal ECG

Le signal ECG est composé d'une suite de battements cardiaques. En isolant un battement cardiaque normal (voir figure 1.3), on observe l'existence de quatre ondes élémentaires : onde P, complexe QRS et l'onde T, l'onde U.

Segmenter le signal ECG consiste donc à détecter les ondes P, QRS et T, U et à indiquer précisément des points de début et fin de chacune de ces ondes [10].

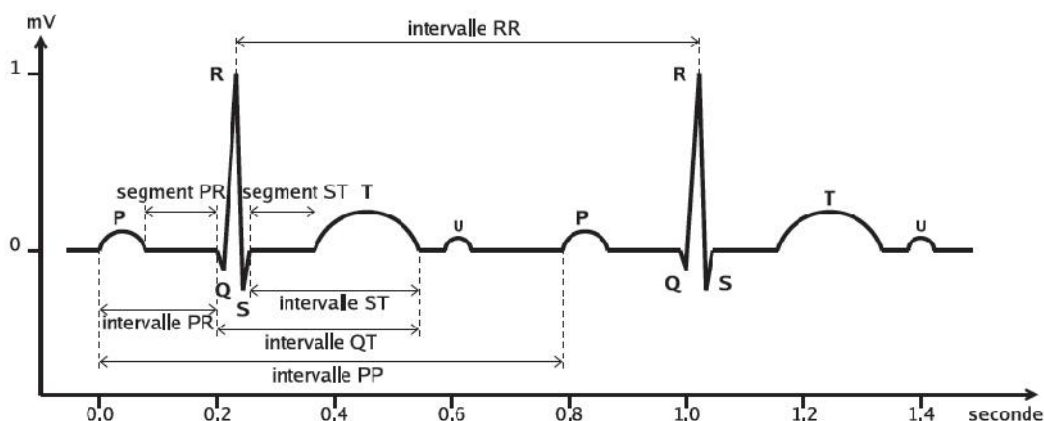


Figure 1.3 : Illustration d'un battement cardiaque [11].

3.1. Ondes de L'ECG [11,12]

Les différentes ondes des séparant ont permis de dresser le standard ECG. Toute interprétation de l'électrocardiogramme se réfère aux caractéristiques de forme et de largeur d'onde du signal ECG normal présentées (figure 1.3), sont détaillées par la suite.

- **Onde P** (dépolarisation des oreillettes) : L'onde P correspond à la dépolarisation des oreillettes depuis le nœud sinusal vers le nœud atrio ventriculaire. C'est l'onde qui précède le complexe QRS.
- **Onde T** (repolarisation des ventricules) : L'onde T correspond à la repolarisation des ventricules. Cette onde succède au complexe QRS après retour à la ligne isoélectrique (sauf pathologie particulière).
- **Onde U** (repolarisation des fibres de Purkinje) : L'onde U est une onde positive qui suit l'onde T, visible essentiellement en précordiale (surtout en V2 et V3), dont la signification est discutée (repolarisation prolongée des cellules du réseau de Purkinje ou a un facteur mécanique correspondant à la relaxation du myocarde).

• Complexe QRS

Il correspond à l'activation et à la dépolarisation des ventricules de l'endocarde vers l'épicarde, il est constitué de trois segments :

L'onde Q : première déflexion négative : activation septale.

L'onde R : première déflexion positive : activation pariétale du VG.

L'onde S : déflexion négative qui suit l'onde R : activation basale du VG.

La durée de l'ensemble QRS varie de 0,06 à 0,1 secondes (3 à 5 petits carreaux) et se mesure du début du QRS jusqu'à la fin de l'onde S ou R, selon le cas.

L'amplitude se mesure en (mm) et par convention, une onde d'amplitude < 5 mm.

3.2. Intervalles temporels [11,13]

Outre les formes d'ondes, un battement cardiaque est aussi caractérisé par plusieurs segments et intervalles:

- **Intervalle RR** : Il sépare les sommets de deux ondes R consécutives qui définissent la FC instantanée.

- **Intervalle PP** : période de polarisation des oreillettes, L'intervalle PP correspond au délai entre deux dépolarisations des oreillettes.

- **Intervalle PR** : Il est mesuré entre le début de l'onde P et le début du complexe QRS. Cet intervalle représente le temps de conduction de l'activité électrique des oreillettes aux ventricules.

- **Segment PR** : C'est la période temporelle comprise entre la fin de l'onde P et le début du complexe QRS. Il représente le temps de transmission du front de dépolarisation par le nœud auriculo-ventriculaire.

- **Segment ST** : Il est compris entre la fin du complexe QRS et le début de la phase ascendante de l'onde T. Ce segment correspond au temps pendant lequel l'ensemble des cellules myocardiques sont dépolarisées (phase de plateau) et donc, dans le cas normal, doit être isoélectrique.

- **Intervalle QT** : Il représente le temps entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T. Il donne une indication de la longueur des phases de dépolarisation et de repolarisation ventriculaire (longueur moyenne d'un PA ventriculaire). L'intervalle QT varie en fonction de la FC. Par conséquent il est généralement corrigé (QTc), le plus souvent en utilisant la formule de BAZETT :

$$QTc = QT / \sqrt{RR} \quad (1.1)$$

3.3. Caractéristiques Electrocardiographiques

- Aspect caractéristique de torsion de l'axe des ventriculogrammes autour de la ligne isoélectrique (inversion de l'axe de 180° tout les 4-5 complexes environ) avec modification progressive de la morphologie et de l'amplitude.
- Fréquence ventriculaire rapide aux alentours de 200-250/mn.
- Caractère le plus souvent non soutenu avec arrêt spontané et tendance récidivante, avec évolution possible vers une fibrillation ventriculaire.
- Couplage long de la première ESV démarrant la torsade (en général supérieure ou égale à 600ms), mais phénomène R/T compte tenu de l'allongement du QT.
- Troubles de la repolarisation sur l'électrocardiogramme en rythme sinusal avec aspect de QT long (QT supérieur à 440 ms) [9].

4. Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme

Sur tout enregistrement électrocardiographique il peut apparaître des événements indésirables pouvant brouiller le tracé et parfois, induire en erreur le diagnostic final. Ces bruits sont reconnaissables par l'œil expérimenté qui les identifie avant d'effectuer son diagnostic. Les effets indésirables peuvent avoir plusieurs sources: techniques, physiques ou pathologiques. Nous allons surtout développer l'aspect technique et physique des bruits et artefacts présents sur le tracé électrocardiographique notamment sur les tracés Holter. En partant du principe que les bruits fréquents en électrocardiographie sont des bruits additifs, les caractéristiques de ces bruits auxquelles nous allons nous attacher sont l'amplitude, la périodicité et la bande spectrale. Les artefacts prennent une place particulière puisqu'ils induisent des modifications des performances des algorithmes d'analyse automatique de l'électrocardiogramme [14].

4.1. Bruits techniques [14]

Le matériel utilisé lors de l'enregistrement doit être manipulé avec précaution car il peut être source de bruits lors de l'enregistrement. Les plus courants sont présentés ci-dessous.

4.1.1. Bruit dû au secteur

Le réseau de distribution électrique peut parfois brouiller le signal électrocardiographique avec une onde dont l'harmonique principale est à 50 Hz comme montré sur (Figure 1.4).

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

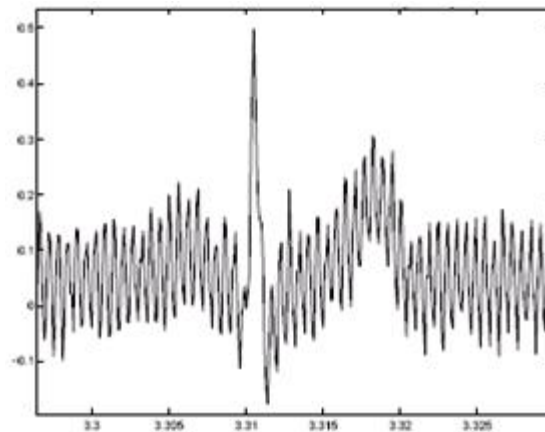


Figure 1.4 : Interférence secteur 50 Hz.

4.1.2. Bruit dû aux mouvements d'électrodes

Lorsque les électrodes sont connectées incorrectement, des sauts brusques de la ligne de base apparaissent.

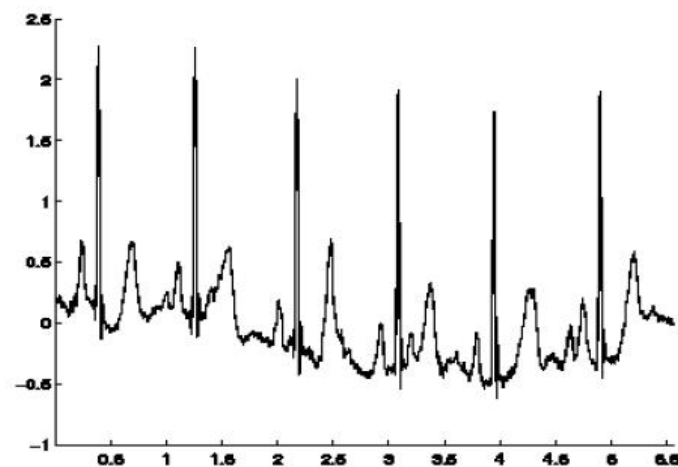


Figure 1.5 : Bruit dû aux mouvements des électrodes.

L'effet sur le tracé peut aller de la simple diminution d'amplitude à l'apparition de pics lorsque les électrodes sont en contact intermittent avec la peau. Ces pics peuvent parfois être confondus avec les ondes du tracé normal comme montré sur (Figure 1.5). Ce type de bruit intermittent à bande spectrale large s'élimine difficilement car son énergie se trouve dans la même gamme de fréquence que le complexe QRS.

4.1.3. Autres bruits courants

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

4.2. Artefacts physiques [14]

Les artefacts physiques sont dus aux activités électriques du corps humain telles que les commandes de contraction des muscles ou la respiration.

4.2.1. Mouvements de la ligne de base

Lors de l'enregistrement de l'électrocardiogramme, l'activité respiratoire peut faire osciller la ligne de base de l'ECG à un rythme régulier comme montré sur (Figure 1.6). D'autres perturbations peuvent avoir pour effet de déplacer temporairement la ligne de base comme, par exemple, les mauvais contacts entre la peau et les électrodes. Ces perturbations sont généralement peu gênantes pour l'analyse de l'ECG et peuvent être en grande partie filtrées car leur énergie se situe dans une bande de fréquence basse, qui empiète peu sur celle de l'ECG normal.

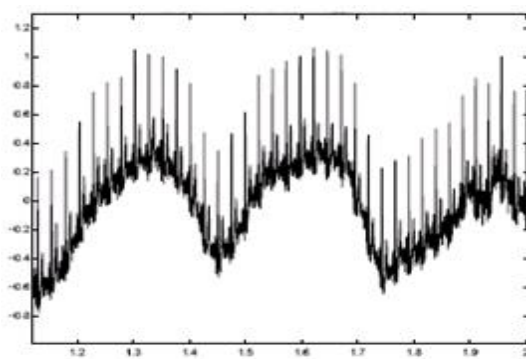


Figure 1.6 : Dérive de la ligne de base.

4.2.2. Bruit myoélectrique ou tremblement somatique

La contraction d'un muscle est commandée par une dépolarisation des cellules musculaires et bien que les électrocardiographes soient construits pour être surtout sensibles aux fréquences du myocarde, l'ECG enregistre les contractions des muscles squelettiques comme montré sur (Figure 1.7). L'aspect le plus courant est une oscillation à haute fréquence liée à la tension musculaire d'un sujet qui n'est pas convenablement détendu. Ces perturbations sont assez gênantes lorsque le patient bouge beaucoup ou lorsqu'il frissonne, elles peuvent noyer les ondes P et T et empêcher un diagnostic fiable. L'apparition de ces perturbations dépend de l'état du patient, s'il est très tendu ou atteint de maladie de Parkinson, l'enregistrement peut être de mauvaise qualité sur toutes les voies de l'ECG.

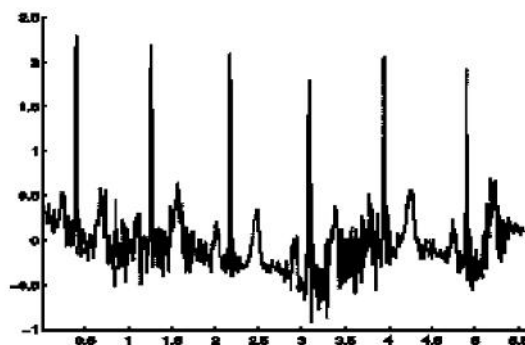


Figure 1.7 : Bruit myoélectrique ou tremblement somatique [14].

5. Traitement du signal ECG

Le signal ECG récolté par des électrodes subit dans un premier temps un conditionnement électrique de mise en forme au sein de l'enregistreur. Par la suite d'autres traitements essentiellement logiciels peuvent lui être appliqués en vue de faciliter le stockage, de débarrasser le signal des bruits et perturbations, de l'analyser ou de contribuer au diagnostic automatique [15].

5.1. Détection des ondes

La détection des ondes est d'une importance capitale dans l'analyse automatique du signal ECG. Lorsque les ondes sont identifiées et leurs positions repérées, il devient facile d'évaluer d'autres paramètres du signal tels que la durée du cycle cardiaque, la durée du segment ST...etc. La détection automatique des complexes QRS est une tâche difficile parce que la morphologie de ces complexes

varie d'un individu à l'autre, et même chez le même sujet, elle varie d'un cycle à l'autre. En plus, d'autres ondes du signal telles que les ondes P et T, et même des perturbations d'origines diverses, ont des caractéristiques semblables à celles des complexes QRS. La plupart des algorithmes de détection procèdent en deux étapes: une première étape au cours de laquelle le signal passe par un filtre passe bande qui élimine le bruit et les ondes P et T, le signal subit après une transformation non linéaire, par exemple la dérivation pour identifier les fortes pentes autour de l'onde R, et l'élévation au carré pour quantifier l'énergie des QRS. La deuxième étape consiste en une prise de décision selon des critères de seuillage. Elle mesure leurs performances en termes de non détection, fausse alarme, retard de détection et nombre d'opérations mathématiques. Pan et Tompkins ont mis au point l'un des algorithmes les plus populaires à base de ce principe. Ces techniques souffrent de deux problèmes majeurs, le premier est que la bande passante du complexe QRS diffère d'un individu à l'autre, et même chez le même sujet d'un cycle à l'autre. La deuxième difficulté est le choix du seuil de décision. Le seuil est généralement fixé empiriquement, des conditions additionnelles doivent être prises en compte avant la décision finale.

Une méthode de détection utilisant le filtrage numérique adaptatif. Le filtrage adaptatif s'auto ajuste afin de compenser les variations de formes et les conditions de perturbations accentuées. Un modèle de filtrage adaptatif à base des réseaux de neurones, généralement utilisé en reconnaissance de forme, est utilisé pour la détection des complexes QRS.

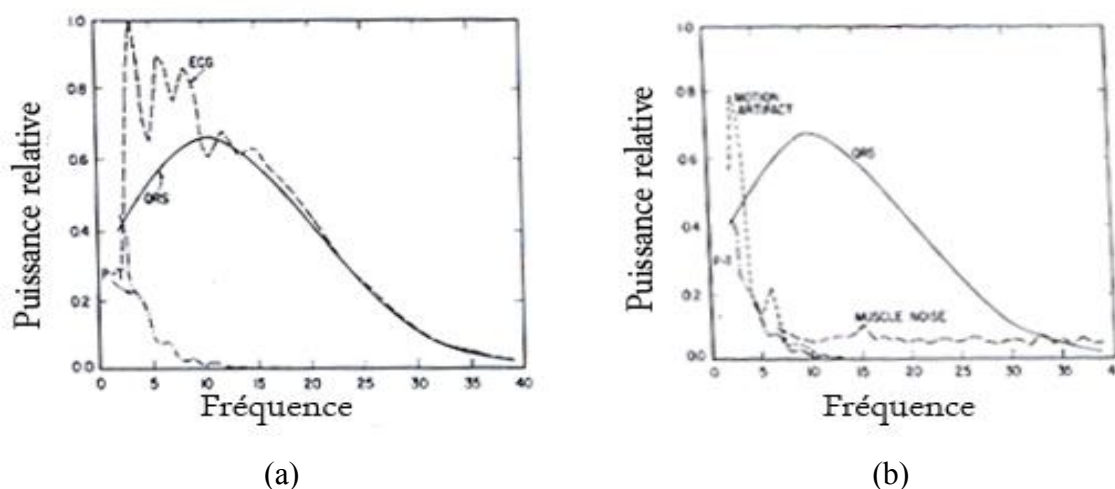
Les algorithmes récents de détection des complexes QRS exploitent la théorie des ondelettes, Ces algorithmes reposent sur les travaux de MALLAT, où il est démontré que lorsqu'une ondelette mère utilisée pour la décomposition d'un signal est assez régulière, les passages par zéro obtenus sur les détails correspondent aux extrema locaux du signal original. Ces algorithmes détectent, en plus des QRS, les ondes P et T avec une précision acceptable.

L'association de la transformée en ondelettes aux techniques des réseaux de neurone sa abouti à la détection des potentiels tardifs avec une fiabilité de plus de 78%. Les potentiels tardifs sont de très faible amplitude et de hautes fréquences. Ils apparaissent à la fin des complexes QRS et sont étroitement associés à la tachycardie ventriculaire. La faible amplitude de ces potentiels (0-1 μ V) et leur large bande passante de 40-250Hz rendent difficile leur séparation du reste du signal et même du bruit [15].

5.2. Filtrage

Le signal ECG couvre la plage de fréquence 0,05-80 Hz, la bande passante des circuits de l'enregistreur doit être juste légèrement supérieure à celle du signal pour qu'on obtienne un rapport signal sur bruit optimal. Le dernier étage de l'enregistreur incorpore un filtre passe bande qui isole le signal ECG selon ces caractéristiques fréquentielles. L'enregistreur comporte en plus un filtre réjecteur à 50 Hz dont le rôle est d'éliminer les interférences du secteur. D'autres opérations de filtrage visent à minimiser les effets des artefacts par parasitage, dus aux mauvais contacts temporaires d'électrodes ou des câbles, aux mouvements musculaires, à la respiration ou au support magnétique dans les cas Holter. La figure 1.8 établit l'encombrement spectral du signal ECG, du complexe QRS et des ondes P et T, les spectres des bruits musculaires et des artefacts de mouvement y sont aussi estimés. La figure 1.9 est une illustration de l'effet du filtrage sur un ECG corrompu par des bruits.

Les résultats produits par les filtres analogiques ne sont pas suffisants. De nombreux travaux sont encore consacrés à la recherche des algorithmes destinés à la purification du signal ECG numérisé. Le filtrage se présente aussi comme une étape préliminaire incontournable pour la plupart des algorithmes de détection de complexes QRS. Il en est de même pour la reconnaissance des potentiels tardifs [15].



(a) : spectres de l'ECG, des complexes QRS, des ondes P et T.

(b): spectres des QRS, des ondes P et T, les artefacts musculaires et de mouvement.

Figure 1.8 : Encombrement spectral l'ECG et de certaines ondes caractéristiques [15].

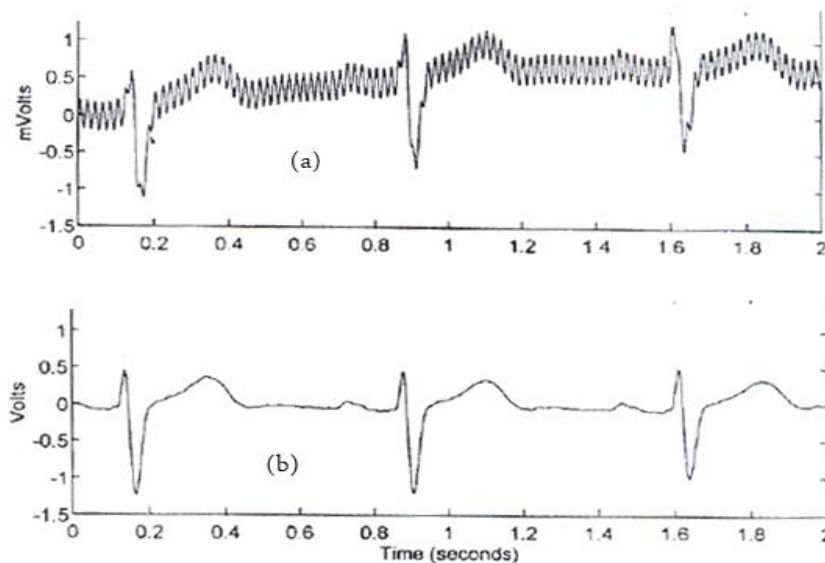


Figure 1.9 : Effets du filtrage sur le signal ECG [15].
(a) : Signal ECG bruité enregistré, (b) : Même signal après filtrage.

Conclusion

Ce chapitre est une introduction aux éléments de base du signal ECG. Après une introduction sur l'anatomie du cœur humain, nous avons décrit brièvement l'activité électrique du cœur. Dans une deuxième partie de ce chapitre nous avons exposé les différentes notions de l'électrocardiographie : l'enregistrement, la segmentation du signal ECG et quelques caractéristiques de ce signal et donner les différents types d'artefacts qui peuvent affecter le signal ECG enregistré. Nous avons terminé ce chapitre par donner les différents types de traitement du signal ECG enregistré.

Nous allons dans la suite de ce chapitre, étudier d'une manière générale, les différentes techniques de compression des données.

CHAPITRE 2

TECHNIQUES DE COMPRESSION DES DONNEES

Introduction

La compression des données de façon simplifiée, c'est l'ensemble des méthodes que l'on utilise pour prendre un message long pour en faire un message court sans perdre l'information.

Dans ce chapitre, nous allons exposer quelques notions de base sur la compression des données mais avant, nous allons commencer par des concepts généraux sur la compression des données, puis nous allons ouvrir un champ de réflexion en indiquant tout d'abord quelles sont les méthodes générales utilisées aujourd'hui pour compresser les données sans perte (codage de Huffman, codage arithmétique et l'algorithme RLE, LZW, ...), puis dans un second temps, nous allons présenter deux méthodes très utilisées dans la compression des données avec perte, la quantification scalaire et la quantification vectorielle.

1. Définition et Objectif de la compression

1.1. Définition

La compression consiste à réduire la taille physique de blocs d'informations. Elle est très utile pour plusieurs applications informatiques. Les différents algorithmes de compression sont basés sur trois critères :

- Le taux de compression : c'est le rapport de la taille du fichier compressé sur la taille du fichier initial.
- La qualité de compression : sans ou avec pertes.
- La vitesse de compression et de décompression.

Un compresseur utilise un algorithme qui sert à optimiser les données en fonction du type de données à compresser, un décompresseur est donc nécessaire pour reconstruire les données grâce à l'algorithme dual de celui utilisé pour la compression [16].

1.2. Objectif de compression

La compression est l'action utilisée pour réduire la taille physique d'un bloc d'information. En compressant des données, on peut placer plus d'informations dans le même espace de stockage, ou utiliser moins de temps pour le transfert au travers d'un réseau téléinformatique. Parce que généralement les données requièrent une place importante, la compression est devenue part intégrante des données. Presque tous les formats de fichiers utilisent l'une ou l'autre méthode de compression [17].

2. Classification des algorithmes de compression

2.1. Compression symétrique et asymétrique

Dans le cas de la compression symétrique, la même méthode est utilisée pour compresser et décompresser l'information, il faut donc la même quantité de travail pour chacune de ces opérations. C'est ce type de compression qui est généralement utilisée dans les transmissions de données [18].

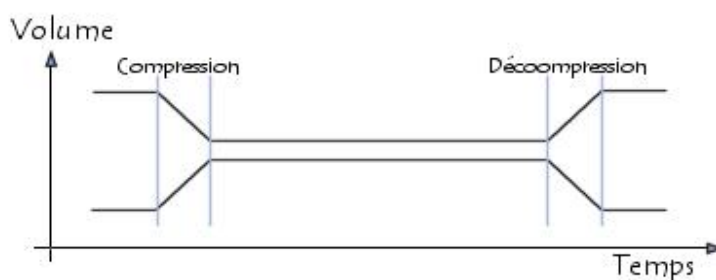


Figure 2.1 : Compression de type symétrique [16].

La compression asymétrique demande plus de travail pour l'une des deux opérations, on recherche souvent des algorithmes pour lesquels la compression est plus lente que la décompression. Des algorithmes plus rapides en compression qu'en décompression peuvent être nécessaires lorsque l'on archive des données auxquelles on n'accède pas souvent (pour des raisons de sécurité par exemple), car cela crée des fichiers compacts [18].

2.2. Compression physique et logique

La compression physique agit directement sur les données, il s'agit ainsi de regarder les données redondantes d'un train de bits à un autre. La compression

logique par contre est effectuée par un raisonnement logique en substituant une information par une information équivalente [18].

2.3. Compression statistique et numérique

On peut encore distinguer les algorithmes qui travaillent au niveau statistique et ceux qui opèrent au niveau numérique. Pour les premiers, la valeur des motifs ne compte pas. Ce sont les probabilités qui comptent, et le résultat est inchangé par substitution des motifs tandis que pour les seconds, les valeurs des motifs influent sur la compression, et les substitutions sont interdites [16].

2.4. Compression sans et avec perte

- **Compression sans perte :** Les algorithmes de compression sans perte (non destructible, réversible, ou conservative) sont des techniques permettant une reconstitution exacte de l'information après le cycle de compression et décompression.
- **Compression avec perte :** Les objectifs de la compression avec pertes sont d'éliminer les données non pertinentes pour ne transmettre que ce qui est perceptible et comme pour la compression sans perte, d'éliminer l'information redondante. Ce type de compression engendre une dégradation indiscernable ou suffisamment faible, en contrepartie d'un taux de compression très élevé [16].

3. Concepts généraux

3.1. Entropie

En informatique, l'entropie désigne la quantité d'information que peut représenter ou contenir une source d'information. Ce concept a été introduit en 1948 par Claude Shannon, une source d'information est généralement un fichier informatique quelconque. Plus une source d'information est redondante, moins elle contient d'information au sens de Shannon. Une source d'information dont tous les symboles sont équiprobables a une entropie maximale.

L'entropie est aussi la plus petite quantité moyenne de bits nécessaire pour communiquer la vraie valeur d'une variable aléatoire. En d'autres mots, l'entropie est la plus petite quantité moyenne de bits capable de représenter l'information tirée de la

variable aléatoire. Il s'agit d'une limite mathématique fondamentale pour la compression de données sans perte [19].

L'entropie d'une variable aléatoire discrète X , qui peut prendre les valeurs $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, est :

$$H(X) = \sum_{i=1}^n p(x_i) \log_2(1/p(x_i)) = -\sum_{i=1}^n p(x_i) \log_2 p(x_i) \quad (2.1)$$

Où $p(x_i)$ est la probabilité de x_i .

3.2. Redondance

La redondance est le rapport entre le nombre de bits utilisé pour stocker des données et le nombre de bits minimal nécessaire pour représenter l'information que ces données renferment. La compression de données sans perte a pour objectif de réduire le plus possible la redondance [19].

3.3. Codage

Le codage consiste à donner un mot de code à chaque symbole d'un alphabet donné.

Une fonction de codage $C : \Sigma \rightarrow \{0, 1\}$ Permet de traduire un symbole de l'alphabet Σ en une séquence de bits, ou mot de code. De plus, grâce au théorème de Shannon sur le codage source, nous savons que la longueur optimale d'un mot de code m est $-\log(p)$, p étant la fréquence d'apparition du symbole représenté par m [19].

4. Techniques de compression sans perte

La compression est la procédure par laquelle on peut réduire le débit de données à transmettre ou à stocker sans une perte de l'information.

Dans cette section, nous allons présenter deux types principaux des Techniques de compression sans perte: les techniques de codage entropique sans perte et les algorithmes de compression sans perte.

4.1. Techniques de codage entropique sans perte

Un codeur entropique permet de compresser une séquence de symboles en se basant sur leur probabilité d'apparition. Chaque symbole se voit assigner une nouvelle représentation (dépendant de sa probabilité d'apparition) de manière à ce que le

codage s'approche au plus de son entropie. Les codeurs entropiques qui vont être présentés permettent de compresser l'information en générant un code sans ambiguïté. Ils autorisent donc de faire une restitution sans perte [20].

Dans cette section, nous allons présenter trois types principaux de codage entropique sans perte: codage de Huffman, le codage de Shannon-Fano et la compression arithmétique.

4.1.1. Codage de Huffman

Le codage de Huffman est une méthode qui va établir des statistiques relatives au fichier à compresser, à partir de celles-ci, recréer un alphabet de façon à réduire la longueur moyenne des bits nécessaires pour encoder l'entièreté de cet alphabet [21].

• Algorithme du codage de Huffman

- ✓ Les messages constituent les feuilles d'un arbre portant chacune un poids égal à la probabilité P d'occurrence du message correspondant
- ✓ Joindre les 2 nœuds de moindre poids en un nœud parent auquel on attache un poids égal à la somme de ces 2 poids
- ✓ Répéter le point 2 jusqu'à l'obtention d'une seule racine à l'arbre (de poids égal 1)
- ✓ Affecter les codes 0 et 1 aux nœuds descendants directs de la racine
- ✓ Continuer à descendre en affectant des codes à tous les nœuds, chaque paire de descendants recevant les codes $L0$ et $L1$ où L désigne le code associé au parent [22].

• Mise en œuvre

Imaginons que nous ayons compté la fréquence des lettres dans un texte :

A	I	M	N	O	S
92 fois	30 fois	11 fois	17 fois	28 fois	3 fois

On peut construire un arbre binaire :

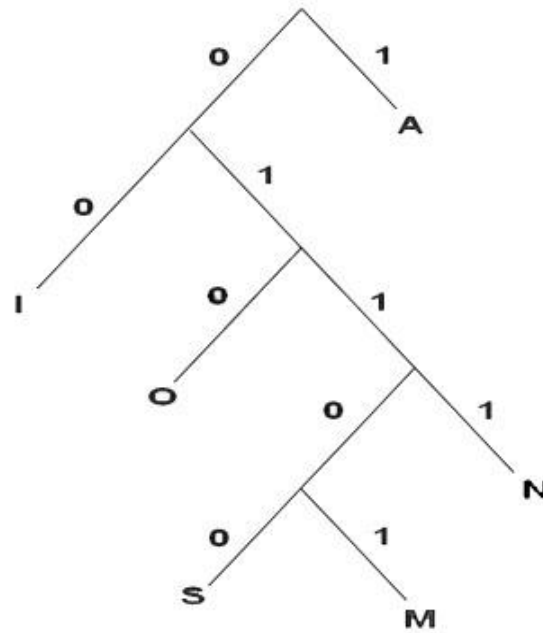


Figure 2.2 : Exemple de Huffman

En Huffman

A	I	M	N	O	S
01101	1	00	01100	010	0111

4.1.2. Codage de Shannon-Fano

En même temps que Shannon, Fano poursuivi des recherches similaires. Dans la méthode connue sous le nom de Shannon-Fano, l'idée est de répartir les symboles en deux groupes de valeur à peu près équivalente [23].

• Algorithme

- ✓ Construire une table des fréquences d'apparition des symboles triée par ordre décroissant.
- ✓ Diviser cette table en deux parties. Celles-ci doivent avoir une somme de fréquences égale à celle de l'autre.
- ✓ Affecter le chiffre binaire 0 à la moitié inférieure, la moitié supérieure prenant la valeur 1.
- ✓ Répéter les opérations 2 et 3 aux deux parties, jusqu'à ce que chaque symbole ne représente plus qu'une partie de la table [22].

• **Mise en œuvre**

P						Etat final
0.25	1	1				11
0.20	1	0				10
0.15	0	1	1			011
0.15	0	1	0			010
0.10	0	0		1		001
0.10	0	0		0	1	0001
0.05	0	0		0	0	0000

Tableau 2.1 : Exemple de Codage de Shannon-Fano

4.1.3 Codage arithmétique

Le codage arithmétique traite l'ensemble d'une séquence de symboles comme une seule entité, ce qui lui permet de réussir à sortir de la contrainte imposée par les approches VLC (Variable Length Coding) qui attribuent un mot de code court aux symboles probables, et des mots plus longs aux symboles moins fréquents. Ainsi, le codage arithmétique permet de représenter une séquence de symboles par un intervalle de nombres réels compris entre 0 et 1. Il est à signaler que toute valeur appartenant à ce dernier intervalle représentera d'une manière unique la séquence à coder [24].

A mesure que la séquence s'allonge, l'intervalle requis pour le représenter diminue, et le nombre de bits qui servent à préciser cet intervalle s'accroît. Les symboles successifs d'une séquence réduisent cet intervalle en concordance avec la probabilité d'apparition du symbole. Finalement, les données comprimées consistent en la partie fractionnaire du plus court nombre binaire qui se trouve dans l'intervalle final.

L'algorithme du codage arithmétique est le suivant:

- ✓ Soit X une séquence de m symboles $X = x_1 x_2 \dots x_m$ qui prend ses valeurs à partir d'une source $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$,
- ✓ Calculer la probabilité associée à chaque symbole de la source S, notons $P_i = \text{Probabilité}(S=s_i)$

- ✓ Associer à chaque symbole s_k un sous intervalle $[L_{s_k}, H_{s_k}]$ proportionnel à sa probabilité, avec $H_{s_k} - L_{s_k} = P_k$.
- ✓ Initialiser la limite inférieure L de l'intervalle de travail à la valeur 0 et la limite supérieure H à la valeur 1.
- ✓ Tant qu'il reste un symbole dans la séquence à coder :
 - Largeur = H - L
 - $L = L + \text{largeur} \times L_{s_k}$
 - $H = L + \text{largeur} \times H_{s_k}$
- ✓ A la fin, n'importe quelle valeur de l'intervalle [L, H] représente d'une manière unique la séquence d'entrée.

Généralement, on choisit comme représentant de la séquence la limite inférieure (L) de l'intervalle, ou bien on peut choisir la valeur moyenne: $\frac{L+H}{2}$. On appelle code(X) la valeur choisie comme représentant de la séquence à coder.

Il est à noter qu'à la fin du processus de codage, le codeur arithmétique génère un fichier composé par un en-tête suivi de la représentation binaire du code choisi. De plus, l'en-tête peut contenir soit la table des probabilités, soit la table des fréquences de tous les symboles.

Il est à signaler que le codage arithmétique statique utilise une table des probabilités fixe durant les processus de codage et de décodage. De plus, on peut calculer, à partir de la table des probabilités, la probabilité de la séquence p(X) qui est égale à :

$$P(x) = p_m * p_{m-1} \dots p_2 * p_1 = \sum_{i=1}^m p_i \quad (2.2)$$

Après l'étape de codage, la séquence X sera représenté par un intervalle I = [L, H]. L'intervalle I peut s'écrire sous la forme I = [L, L+v] avec v=H-L : la largeur de l'intervalle. Ainsi, d'après l'algorithme de codage, on peut facilement déduire que la largeur de l'intervalle v est égale à la probabilité p(x) de la séquence x. Par conséquent, code(X) peut être représenté uniquement avec un nombre de bits qui est égale à la valeur

$$\lceil -\log_2(p(X)) \rceil + 1 \quad (2.3)$$

X désigne la partie entière de X. Ainsi, si la largeur de l'intervalle requis pour représenter une séquence X diminue, alors le nombre de bits qui servent à préciser cet intervalle s'accroît.

• Mise en œuvre

Soit, par exemple, à coder la séquence X="BILL GATES". En appliquant l'algorithme du codage arithmétique sur la séquence X, on obtiendra l'évolution suivante :

Symbole	Bas	Haute
B	0.2	0.3
I	0.25	0.26
L	0.256	0.258
L	0.2572	0.2576
Space	0.25720	0.25724
G	0.257216	0.257220
A	0.2572164	0.2572168
T	0.25721676	0.2572168
E	0.257216772	0.257216776
S	0.2572167752	0.2572167756

Tableau 2.2 : Exemple de codage Arithmétique

Donc 0.2572167752 est la représentation arithmétique du message "BILL GATES".

4.2. Algorithmes de compression sans perte

Dans cette section, nous allons présenter deux types principaux des algorithmes de compression sans perte : l'algorithme RLE (Run Length Encoding) et l'algorithme LZW (Lempel Ziv Welch).

4.2.1. Run length encoding (RLE)

Le RLE (Run-length encoding, codage par plages) est probablement l'algorithme de compression de données le plus simple à ce jour. Il ne fait que remplacer plusieurs apparitions d'un même symbole par un exemplaire du symbole et le nombre de fois qu'il apparaît consécutivement. Par exemple, si nous avons une série de A dans un document : AAAAA, RLE remplace la série de A par un message du type A5. Evidemment, il faut un moyen pour différencier le message A5 de la séquence A5 dans les données originales. Une séquence d'échappement, c'est à dire un nouveau symbole que l'on introduit dans notre alphabet, peut être utilisée à cette fin. Il suffit alors de transmettre la séquence d'échappement avant de transmettre le nombre de fois qu'un symbole apparaît, le cas échéant [19].

Le RLE est très efficace avec les fichiers dont les mêmes données se répètent souvent, comme une image en noir et blanc.

- **Mise en œuvre**

Texte à compresser : Gooooooooooooooooogle

Texte compressé : G@15ogle

La taille du texte initial est de 20 caractères tandis que celle du fichier compressé est de 9 caractères.

4.2.2. LZW (Lempel Ziv Welch)

LZW (Lempel, Ziv, Welch) est un algorithme de compression universel créé en 1984. Il substitue un texte à un autre via des règles de traduction définies dans un dictionnaire dynamique, c'est-à-dire un dictionnaire mis à jour lors de l'encodage même [22,25].

Cette compression est efficace pour de gros fichiers. Il n'en est pas de même pour un petit fichier, comme on le voit ci-dessus dans l'exemple : le message est trop court pour pouvoir bénéficier des avantages de la compression LZW.

Algorithme

- ✓ On initialise le dictionnaire en y plaçant les codes des caractères ASCII étendu.
- ✓ On regarde le caractère à transmettre :
 1. s'il existe déjà dans la table, on regarde le caractère suivant,
 2. si le groupe des deux existe également, on regarde le suivant, etc.
- ✓ Lorsqu'un nouveau groupe est découvert, on le définit en l'insérant dans le dictionnaire.
- ✓ Dans un premier temps, on transmet les codes des morceaux qui le composent. La prochaine fois qu'on le rencontrera, on transmettra son code propre. Les mots ajoutés au dictionnaire seront déterminés par l'intermédiaire d'une fenêtre évoluant au fil de l'analyse du texte à compresser.
- ✓ On procède de la sorte jusqu'à la fin de la transmission.
- ✓ Lorsque le dictionnaire est plein, soit on procède à son extension, soit on se borne à utiliser les codes déjà existants. La base du dictionnaire repose sur les 256 caractères du code ASCII étendu [22]. Lors de la décompression, le décodage se fera de manière inverse.

• Mise en œuvre

Imaginons le message "ma maison" a compressé.

1. Le premier caractère à analysé est "m". Il est dans le dictionnaire.
2. Le caractère suivant est concaténé avec "m" et forme la chaine "ma". Elle n'est pas dans le dictionnaire, il faut donc l'ajouter. On lui affecte donc l'entrée 256 dans le dictionnaire (on commence à 0). On envoie la valeur correspondante à "m"(109).
3. Un nouveau mot venant d'être ajouté, on reprend alors au dernier caractère pris en compte ("a"). Le caractère suivant est concaténé et forme la chaine "a ". Elle n'est pas dans le dictionnaire, il faut donc l'ajouter. On lui affecte donc l'entrée 257 dans le dictionnaire. On envoie la valeur correspondante à "a"(97).
4. Un nouveau mot venant d'être ajouté, on reprend alors au dernier caractère pris en compte (" "). Le caractère suivant est concaténé et forme la chaine " m". Elle n'est pas dans le dictionnaire, il faut donc l'ajouter. On lui affecte donc l'entrée 258 dans le dictionnaire. On envoie la valeur correspondante à " "(32).
5. Un nouveau mot venant d'être ajouté, on reprend alors au dernier caractère pris en compte ("m"). Le caractère suivant est concaténé et forme la chaine "ma". Cette chaine est déjà dans le dictionnaire. On concatène le caractère suivant et cela forme la chaine "mai". Elle n'est pas dans le dictionnaire, il faut donc l'ajouter. On lui affecte donc l'entrée 259 dans le dictionnaire. On envoie donc la valeur correspondante à "ma"(256).
6. Un nouveau mot venant d'être ajouté, on reprend alors au dernier caractère pris en compte ("i"). Le caractère suivant est concaténé et forme la chaine "is". Elle n'est pas dans le dictionnaire, il faut donc l'ajouter. On lui affecte donc l'entrée 260 dans le dictionnaire. On envoie la valeur correspondante à "i"(105).
7. Un nouveau mot venant d'être ajouté, on reprend alors au dernier caractère pris en compte ("s"). Le caractère suivant est concaténé et forme la chaine "so". Elle n'est pas dans le dictionnaire, il faut donc l'ajouter. On lui affecte donc l'entrée 261 dans le dictionnaire. On envoie la valeur correspondante à "s"(115).
8. Un nouveau mot venant d'être ajouté, on reprend alors au dernier caractère pris en compte ("o"). Le caractère suivant est concaténé et forme la chaine "on". Elle n'est pas dans le dictionnaire : il faut donc l'ajouter. On lui affecte donc l'entrée 262 dans le dictionnaire. On envoie la valeur correspondante à "o"(111).
9. Un nouveau mot venant d'être ajouté, on reprend alors au dernier caractère pris en compte ("n"). Le caractère suivant est concaténé et forme la chaine "n(eof)". Elle n'est

pas dans le dictionnaire, il faut donc l'ajouter. Etant donné le caractère spécifique de fin de fichier, il n'est pas ajouté au dictionnaire. On envoie la valeur correspondante à "n"(110).

A la fin, le flux compressé sera (109) (97) (32) (256) (105) (115) (111) (110).

5. Techniques de compression avec perte

La compression est dite avec perte lorsqu'il y a permission d'altérer les données lors de la compression. Cette perte d'information permet, entre autres, de compresser davantage les données. La compression de données avec perte est plus appropriée aux données comme l'image, car il est rarement nécessaire de conserver toute l'information disponible à la source [19].

Les principales méthodes de compression avec perte sont les méthodes de quantification scalaire, et les méthodes de quantification vectorielle, ces méthodes commencent par décomposer le signal d'intérêt en sous bandes.

5.1. Quantification scalaire

La quantification scalaire est l'approximation de chaque valeur du signal aléatoire $x(t)$, par une valeur qui appartient à un ensemble fini de codes $\{y_1, y_2, \dots, y_L\}$. A toute amplitude x comprise dans l'intervalle $[x_{i-1}, x_i]$, on fait correspondre une valeur quantifiée y_i située dans cet intervalle [26].

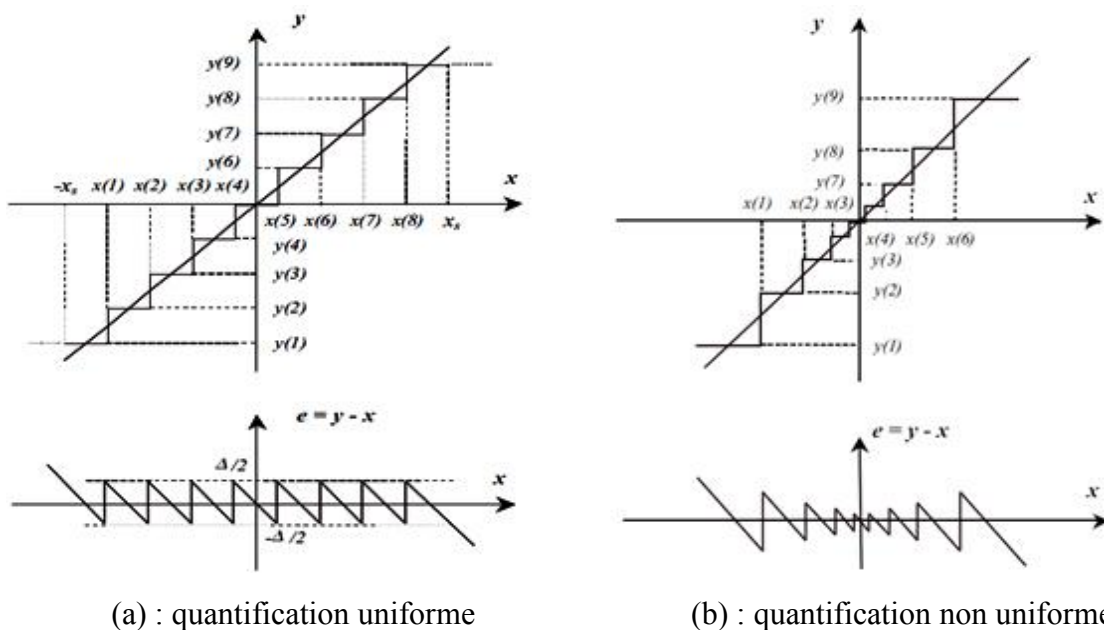


Figure 2.3 : Exemples de quantification scalaire [27].

Une quantification scalaire est caractérisée par :

- Nombre de niveaux quantifiés $L+1 = 2^b$ (b bits).

- Pas de quantification : $\Delta = x_i - x_{i-1}$ (2.4)

- Erreur de quantification : $e = y - x$ (2.5)

- Erreur de granulation : $|e| \leq \frac{\Delta}{2}$ (2.6)

5.2. Quantification vectorielle

La quantification vectorielle permet de passer d'un espace vectoriel multidimensionnel à un sous-espace discret de plus petite dimension. Diminuer le nombre de dimensions permet ainsi de réduire la taille des données [28].

La quantification vectorielle est une généralisation immédiate de la quantification scalaire. On appelle quantificateur vectoriel de dimension N et de taille L une application de R^N dans un ensemble fini C contenant L vecteurs de dimension N.

$$Q : R^N \rightarrow C \text{ Avec } C = \{y^1 \dots y^L\} \quad (2.7)$$

L'espace R^N est partitionné en L régions ou cellules définies par :

$$\theta^i = \{x : Q(x) = y^i\} \quad (2.8)$$

On appelle C un dictionnaire, assimilable à une matrice si nécessaire, et y^i un représentant, un vecteur de sortie ou un vecteur de reproduction. On dit également que C représente l'alphabet de reproduction et y^i les symboles de reproduction conformément au vocabulaire habituel en théorie de l'information.

Généralement Il s'agit de déterminer le dictionnaire C, c'est à dire les vecteurs de reproduction $\{y^1 \dots y^L\}$. Cette notion conduit à deux conditions nécessaires d'optimalité qui s'expriment de façon identique au cas scalaire :

- Etant donné un dictionnaire $C = \{y^1 \dots y^L\}$.
- Etant donné une partition, les meilleurs représentants sont obtenus par la condition du Centroïde [29].

$$y^i = E\{x/x \in \theta^i\} \quad (2.9)$$

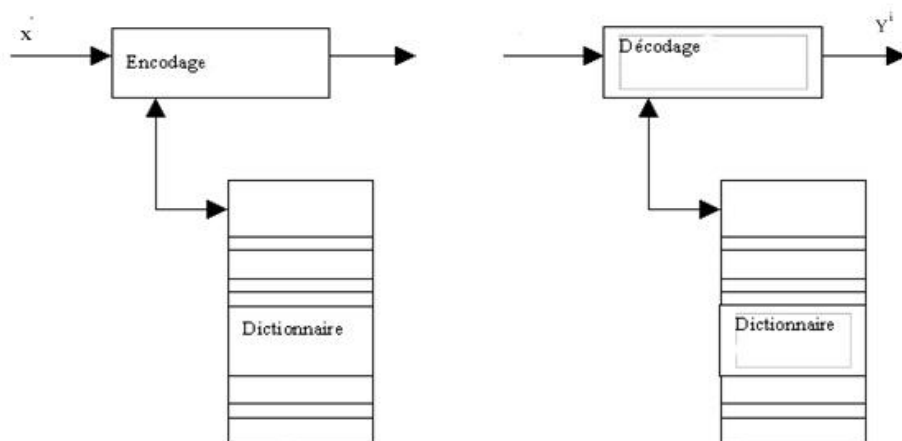


Figure 2.4 : Schéma synoptique d'un quantificateur vectoriel.

5.3. Algorithme k-Means (k-moyennes)

L'algorithme des k-moyennes est un simple algorithme de quantification vectorielle qui utilise un critère d'erreur quadratique comme mesure de distorsion. Il est initialisé avec un partitionnement aléatoire, et réassigne continuellement les données aux partitions en se basant sur la distance entre les données et le centre de la partition (également appelé prototype), et ce jusqu'à ce qu'un critère de convergence soit atteint. Il peut être résumé comme suit [30] :

- Choix de k prototypes arbitraires.
- Associer chaque donnée au prototype le plus proche (distance euclidienne).
- Recalculer les prototypes comme barycentres des données associées. Autrement dit, si les points x_1, \dots, x_{N_j} sont associés à la $j^{\text{ème}}$ partition, alors le nouveau prototype est le suivant :

$$c_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} x_i \quad (2.10)$$

- Répéter les deux précédentes étapes jusqu'à la convergence.

Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les techniques de compression des données (méthodes directs) : une introduction aux concepts de base sur la compression des données et les techniques de compression des données sans et avec perte.

Nous allons dans le prochain chapitre, étudier de façon simplifiée, le processeur de transformée en ondelette.

CHAPITRE 3

TRANSFORMÉE EN ONDELETTES

Introduction

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

Dans ce chapitre nous allons exposer quelques notions de base sur la transformée en ondelette mais avant, nous allons commencer par des concepts généraux sur les ondelettes puis les deux approches de la transformée en ondelette, la transformée en ondelettes continue et la transformée en ondelettes discrète. Dans chaque approche nous définissons les transformées en ondelettes pour les trois dimensions 1D, 2D et 3D. Puis nous décrivons brièvement quelques types de familles utilisées dans la transformée en ondelettes, Enfin, nous résumerons les avantages et les applications de la transformée en ondelettes.

1. Historique des ondelettes

Avant le début des années 1980, les techniques préfigurant la théorie des ondelettes avaient déjà été introduites au sein de certaines communautés scientifiques. En dépit d'une perspective scientifique commune, chacun avait imaginé et développé le concept des ondelettes pour ses propres besoins, selon une technique particulière.

Ce n'est qu'en 1985 que Stéphane MALLAT relie les communautés entre elles, puisqu'il découvre les relations étroites entre les filtres miroirs en quadrature, les algorithmes pyramidaux utilisés en traitement numérique de l'image et les bases orthonormées d'ondelettes. Ce rapprochement des communautés a dès lors relancé des travaux de recherche très actifs sur la théorie des ondelettes accompagnés de toutes sortes d'applications.

Les premières utilisations de l'ondelette comme outil d'analyse ou de codage sont ensuite arrivées très rapidement, ce qui montre l'intérêt de cette technique pour l'industrie. Le premier usage industriel qui en a été fait, fut l'archivage des empreintes digitales de la population américaine par le FBI. Un taux de compression de 90% sur les coefficients en ondelettes a été atteint autorisant un archivage qui restitue des images visuellement quasi sans pertes.

Cette importante application d'archivage des années 80 a ouvert la voie à l'élaboration d'un projet de standard en 1996 pour la compression d'images. Un circuit intégré de compression vidéo par les ondelettes a également vu le jour en 1997.

Cette technique a donc vécu un passage de la recherche vers les applications industrielles particulièrement rapide. Un cours avancé sur ces nouvelles techniques prépare les ingénieurs formés aux développements d'applications futures [31].

2. Définition des ondelettes

Une ondelette est une petite onde de durée limitée admissible et possédant une énergie concentrée vers les hautes fréquences et à valeur moyenne nulle vérifiant la condition générale :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (3.1)$$

Avec n la dimension de l'espace, les dimensions les plus courantes étant la dimension 1 pour les signaux sonores et de télécommunication, la dimension 2 pour l'imagerie et la dimension 3 pour l'imagerie volumique et les vidéos. Si la fonction Ψ est admissible [33], elle est appelée ondelette mère donnée par la formule suivante :

$$\psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (3.2)$$

- τ Facteur de translation.
- s Facteur d'échelle (dilatation).
- $\psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right)$ Ondelettes enfants.
- $\frac{1}{\sqrt{s}}$ Facteur de normalisation de l'énergie afin que le signal transformé ait la même énergie à toutes les échelles.

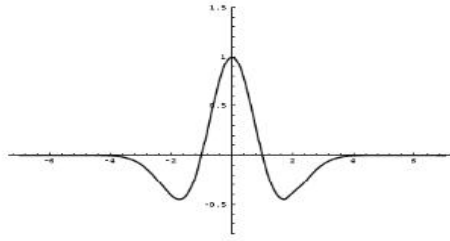


Figure 3.1 : Ondelette mère [32].

3. De la transformée de Fourier à la transformée en ondelette

La plupart des signaux ne sont pas stationnaires, l'essentiel de l'information qu'ils contiennent réside dans la non stationnarité. L'analyse de Fourier propose une approche globale du signal. Toute notion temporelle dans l'espace de Fourier (espace fréquentiel) disparaît. Il faut trouver une transformation qui nous renseigne sur le contenu fréquentiel tout en préservant la localisation afin d'obtenir une représentation temps / fréquence.

Plusieurs solutions ont été proposées, Ces solutions sont la transformée de Fourier à fenêtre glissante, et la transformée de Gabor. Mais ces deux méthodes donnent une même résolution temporelle pour les hauts et les basses fréquences. Donc l'analyse n'est pas idéale. C'est dans ce contexte qu'intervient la transformée en ondelettes qui propose une solution de compromis entre la résolution temporelle et la résolution fréquentielle [33, 34].

Les transformées en ondelettes se divisent en deux catégories :

- La Transformée en Ondelettes Continue (TOC) ou Continuous Wavelet Transform (CWT).
- La transformée en ondelettes discrète (TOD) ou Discrete Wavelet Transform (DWT).

4. Transformée en ondelettes continue

La transformée en ondelettes continue utilise des translations et des dilatations de la fonction ondelette mère durant tous l'intervalle du temps de manière continue.

La définition de CWT est donnée par la formule ci-dessous :

$$CWT(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (3.3)$$

La transformée en ondelettes inverse, c'est-à-dire la reconstruction du signal d'origine, est donnée par l'équation

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} CWT(\tau, s) \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \frac{d\tau ds}{s^2} \quad (3.4)$$

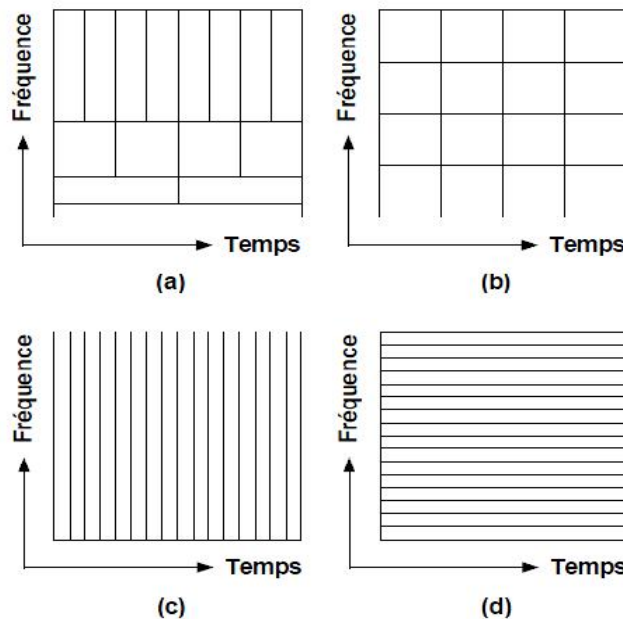
L'existence de la transformation inverse dépend de la convergence du coefficient C_ψ :

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(\Omega)|^2}{|\Omega|} d\Omega < \infty \quad (3.5)$$

Il est possible d'établir un parallèle avec la transformée de Fourier à court terme (Short Time Fourier Transform STFT), laquelle est exprimée par :

$$STFT(\tau, f) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) g(t - \tau) e^{-j2\pi f t} dt \quad (3.6)$$

La différence entre la STFT et la transformée de Fourier usuelle (FT) est l'ajout d'une fenêtre glissante $g(t)$ qui se déplace dans le temps d'un intervalle τ . La CWT et la STFT permettent donc de produire une analyse du contenu fréquentiel d'un signal de façon quasi instantanée, c'est à dire pour une portion du signal allant de t à $t+\tau$. Elles décomposent le signal d'abord exprimé en fonction du temps en une multitude d'atomes ou coefficients dans le domaine temps fréquence. La principale différence entre les deux outils est le découpage atomique du plan temps fréquence, pour la STFT, la largeur temporelle de l'atome dépend de la fenêtre $g(t)$ et est constant, peu importe la fréquence, tandis que le découpage par CWT, en produit des atomes plus larges dans le temps lorsque la fréquence est basse et inversement.



(a) CWT, (b) STFT, (c) Échantillonnage temporel, (d) FT.

Figure 3.2 : Découpage en temps fréquence.

Ainsi, les transitoires rapides d'un signal sont prises en compte par des atomes de haute fréquence qui ont une résolution temporelle très fine, alors que les mouvements plus lents, de basse fréquence, peuvent bénéficier d'une représentation fréquentielle plus précise.

La figure 3.2 montre également les découpages atomiques obtenus par l'échantillonnage du signal dans le temps, et par la transformée de Fourier [35]. Il est à noter que la transformée en ondelettes donne une meilleure résolution temporelle en hautes fréquences et une meilleure résolution fréquentielle en basses fréquences.

4.1. Transformée en ondelettes continue 1D

La transformée en ondelettes continue d'un signal à une dimension $f(x)$ fournit une décomposition du signal à différentes échelles grâce à l'utilisation de l'ondelette mère $\Psi_{\tau,s}$ dilatée d'un facteur s et traduite d'un facteur τ [36].

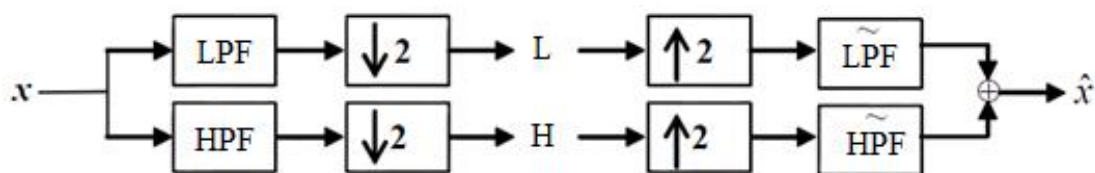


Figure 3.3 : Transformée en ondelettes continue 1D

On obtient de cette manière une analyse dont la résolution fréquentielle et temporelle est variable. C'est grâce à cette propriété que la théorie des ondelettes a connu un tel succès, faire varier τ permet d'analyser localement le signal, et ce à différentes échelles grâce à s . Cette échelle s permet de faire évoluer la résolution temps-fréquence de l'analyse en faisant varier la taille du support de $\Psi_{(\tau,s)}$ d'un rapport de $\frac{1}{s}$.

4.2. Transformée en ondelettes continue 2D

De manière à autoriser une implantation simple et efficace de la transformée en ondelette continue 2D, les ondelettes continue 2D présentent l'avantage de pouvoir être séparées en plusieurs fonctions, ces fonctions sont choisies de telle manière que

la transformée en ondelettes continue 2D est ainsi décomposée en étapes plus faciles à implanter, la fonctionnalité globale du système étant conservée.

On définit la transformée en ondelettes continue 2D d'une $f(x, y)$ par :

$$CWT(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a_x a_y}} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \psi\left(\frac{x-b_x}{a_x}, \frac{y-b_y}{a_y}\right) dx dy \quad (3.7)$$

Où a_x, a_y sont respectivement les paramètres d'échelles responsables de contraction ou de dilatation selon les directions x et y, b_x et b_y sont les paramètres de la translation selon les directions x et y.

Le coefficient $CWT(a, b)$ sera d'autant plus élevé en valeur absolue que la corrélation entre $\psi_{a,b}(x, y)$ et $f(x, y)$ sera importante.

Les ondelettes continues 2D qui vont être étudiées sont engendrées par des translations et dilatations de l'ondelette mère $\psi(x, y)$ qu'on peut définir comme :

$$\psi_{a,b}(x, y) = \frac{1}{\sqrt{a_x a_y}} \psi\left(\frac{x-b_x}{a_x}, \frac{y-b_y}{a_y}\right) \quad (3.8)$$

Où a_x, a_y et b_x, b_y est les paramètres de translations et de dilatation [37].

$$a_x = a_1, a_2 \dots a_2.$$

En pratique, la transformée continue 2D est obtenue en appliquant deux transformées en ondelettes 1D successives, l'une horizontale, l'autre verticale. Ainsi, la transformée en ondelettes continue 2D peut se résumer à l'utilisation de deux transformées 1D.

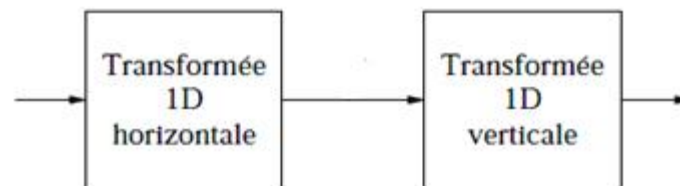


Figure 3.4 : Passage de la transformée 1D à la transformée 2D

4.3. Transformée en ondelettes continue 3D

La transformée en ondelettes continue 3D sur une image volumique peut être vue comme un produit séparable d'ondelettes continue 1D appliquée dans les trois directions spatiales. Les lignes (x), les colonnes (y), et la troisième dimension (z). A la fin de la décomposition, 8 sous-bandes volumiques de résolution inférieure seront obtenus : sous bande volumique basse fréquence LLL et les autres 7 sous bandes

volumiques 3D de détails perdus. Les ondelettes continues 3D fourniront une décorrélation dans les trois directions [38].

La réalisation d'une transformée en ondelettes continue 3D à l'avantage de prendre en compte la corrélation entre les coupes, ce qui la rend plus efficace que d'effectuer une transformée en ondelettes 2D sur chaque image du volume [39].

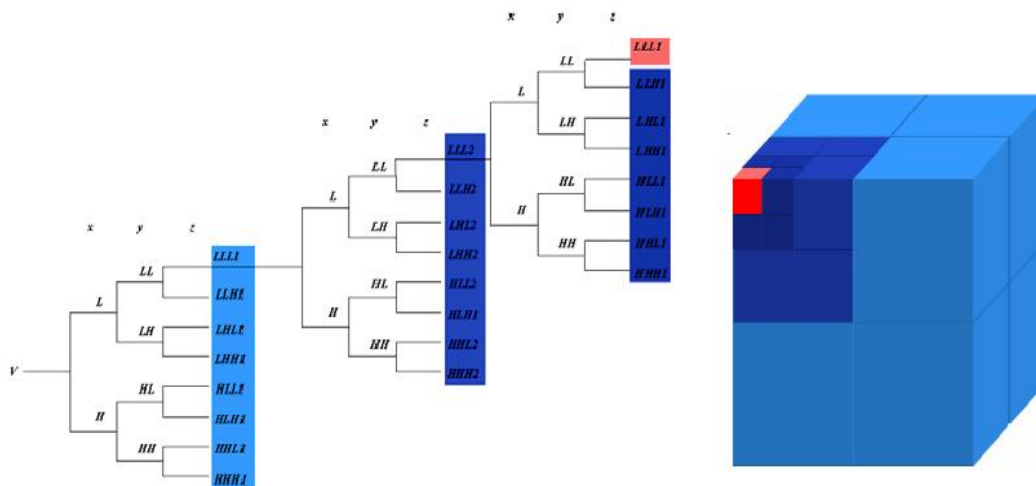


Figure 3.5 : Transformée en ondelettes continue 3D sur 3 niveaux [40].

5. Transformée en ondelettes discrète

La transformée en ondelettes continue est en théorie infiniment redondante puisque l'ondelette est traduite de manière continue, cependant il existe des méthodes pour diminuer cette redondance l'une de ces méthodes consiste en l'emploi de la transformée en ondelettes discrète.

5.1. Transformée en ondelettes discrète 1D

La transformée en ondelettes discrète 1D est la version discrète de la transformée en ondelettes continue 1D. Elle est implantée à l'aide de l'algorithme de Mallat en utilisant l'analyse à multi résolution. Cet algorithme est basé sur la définition d'une paire de filtres appelés filtres à miroirs quadratiques LPF (filtre basses fréquences) et HPF (filtre hautes fréquences) pour donner deux vecteurs respectivement L (Coefficients ondelette d'approximation) et H (Coefficients ondelette de détails). Tous les deux sont de taille approximativement égale à la moitié du vecteur d'origine, Ceci est dû au fait de décimation par 2. La reconstruction parfaite est théoriquement possible. Les deux vecteurs L et H, en les faisant passer par

un sur échantillonnage puis un filtrage respectivement par les filtres $\tilde{\text{LPF}}$ (filtre passe bas de reconstruction), $\tilde{\text{HPF}}$ (filtres passe haut de reconstruction) donnent en somme le vecteur d'origine $x(n)$ [41,42].

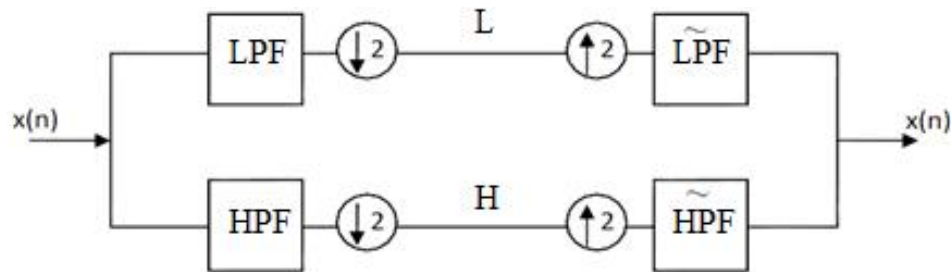


Figure 3.6 : Algorithme de MALLAT.

La transformée en ondelettes discrète 1D translate et dilate l'ondelette selon des valeurs discrètes. Ces coefficients τ et s seront discrétisés de la manière suivante :

$s = s_0^j$ et $\tau = k \tau_0 s_0^j$ avec $s_0 > 1$ et $\tau_0 > 0$ fixés et appartenant à \mathbb{Z} .

Les ondelettes sont alors définies de la manière suivante :

$$\psi(\tau_0, s_0) = \frac{1}{\sqrt{s_0^j}} \psi\left(\frac{n-k \tau_0 s_0^j}{s_0^j}\right) \quad (3.9)$$

La DWT est donnée par la formule ci-dessous :

$$DWT(\tau_0, s_0) = \frac{1}{\sqrt{s_0^j}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(n) \psi\left(\frac{n-k \tau_0 s_0^j}{s_0^j}\right) dn \quad (3.10)$$

- s_0^j Facteur d'échelle.
- τ_0 Facteur de translation.
- k et j Des entiers.

• **Analyse multi résolutions** : L'analyse multi résolutions, introduite par Meyer et Mallat, est un outil de traitement du signal qui permet de décomposer un signal à plusieurs échelles (résolutions) et de le reconstruire à partir des éléments de cette décomposition. Une analyse multi-résolution est un partitionnement de l'espace des fonctions d'énergie finie par une famille de sous-espaces vectoriels :

$$\dots \subset V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \subset \dots \subset V_{j+1} \subset V_j \subset \dots$$

L'idée est de projeter un signal $x(t)$ appartenant à un espace V_j sur un sous espace V_{j+1} et un sous espace W_{j+1} dans le but de réduire la résolution de moitié. V_{j+1} est le sous espace d'approximation et W_{j+1} le sous espace de détails.

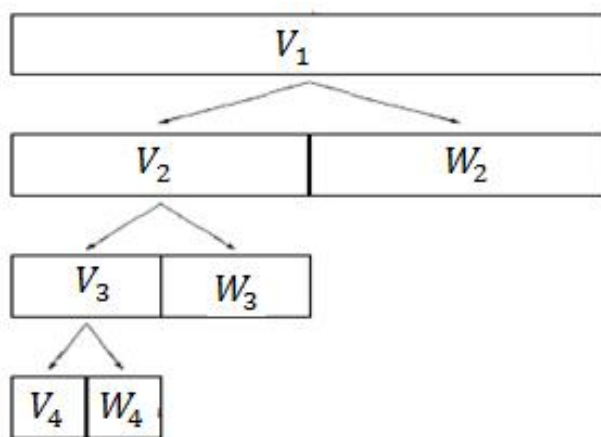


Figure 3.7 : Principe de l'analyse multi résolution.

5.2. Transformée en ondelettes discrète 2D

La transformation en ondelettes discrète peut être rapprochée de la notion d'analyse en sous bandes dans laquelle le spectre du signal à analyser est décomposé récursivement en une sous bande de détails (hautes fréquences) et une sous bande d'approximation (basses fréquences).

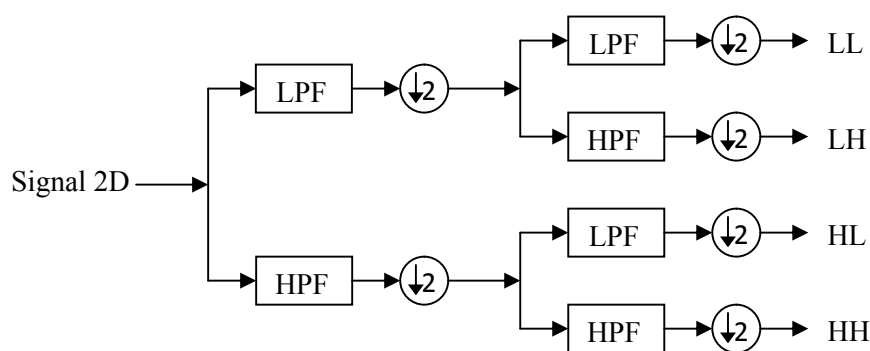


Figure 3.8 : Filtrés pour la DWT 2D

Pour un signal à deux dimensions, ce ne sont pas deux, mais quatre sous bandes qui sont extraites à chaque niveau de décomposition: une sous bande d'approximation (LL) contenant l'information basse fréquence selon les deux

directions spatiales, une sous bande de détails horizontaux (LH) et une sous bande de détails verticaux (HL) contenant respectivement l'information basse fréquence suivant les directions horizontale et verticale et l'information haute fréquence suivant l'autre direction, une sous bande de détails diagonaux (HH) contenant les composantes haute fréquence suivant les deux directions [43].

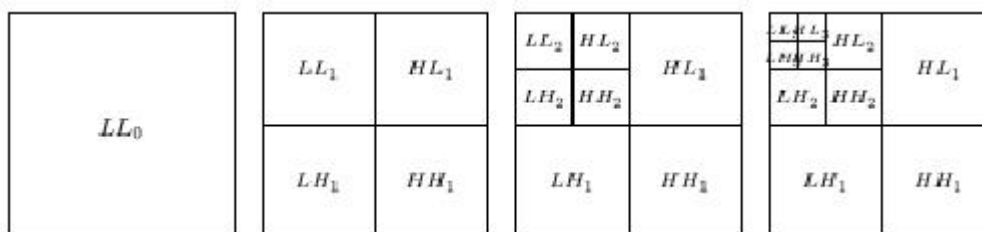


Figure 3.9 : Application de la DWT 2D sur trois niveaux de décomposition

5.3. Transformée en ondelettes discrète 3D

Le principe de base de la transformée en ondelettes discrète 3D est de séparer le signal entrée en deux composantes, l'une représentant l'allure générale du signal (approximation), l'autre représentant ses détails. L'allure générale d'une fonction est représentée par ses basses fréquences, les détails par ses hautes fréquences. Cette séparation s'effectue à l'aide d'une paire de filtres : un filtre passe bas (LPF) pour obtenir l'approximation, et un filtre passe haut (LHF) pour estimer ses détails. En répétant cette opération sur les trois directions x, y et z.

La transformée en ondelettes discrète 3D décompose de façon pyramidale et réversible en huit sous bandes, correspondant à décomposition en basses fréquences et à sept bandes de décomposition en hautes fréquences [44].

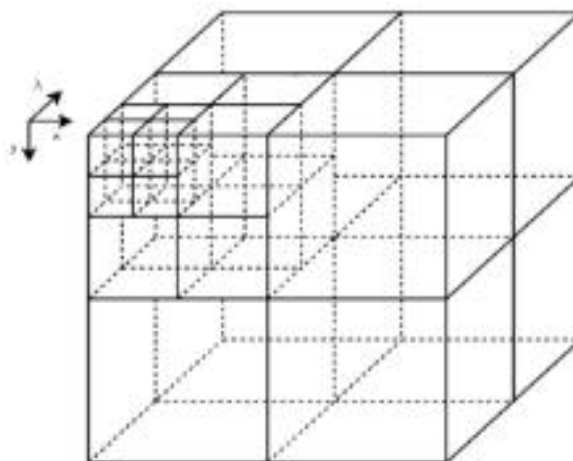


Figure 3.10 : Transformée en ondelettes discrète 3D [44].

6. Comparaison CWT et DWT

Les sections précédentes ont montré que les transformées discrète et continue produisent des analyses du signal légèrement différentes, la transformée continue étant mieux adaptée pour la détection tandis que la transformée discrète permet une compression plus efficace des données. Cependant, la principale différence consiste en la méthode d'implémentation sur puce qui a des conséquences importantes pour la réalisation d'un circuit dédié à l'intégration dans un dispositif implantable.

Un prototype de DWT constitué de filtres numériques peut être obtenu beaucoup plus rapidement qu'un prototype de CWT en filtres analogiques. De plus, la réalisation de filtres numériques sur circuit intégré nécessite moins de temps et de ressources que pour des filtres analogiques et l'ajout d'un mécanisme de programmation des coefficients des filtres permettrait de configurer la fonction d'ondelette pour mieux l'adapter à différents signaux [45].

7. Avantages de la transformée en ondelette

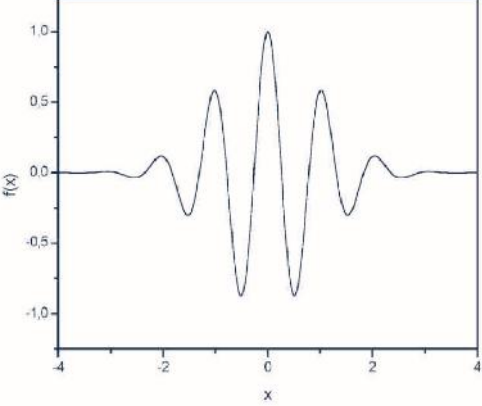
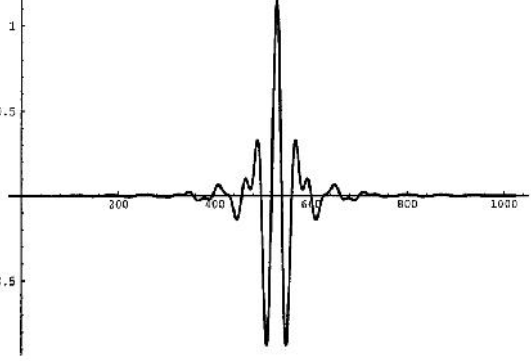
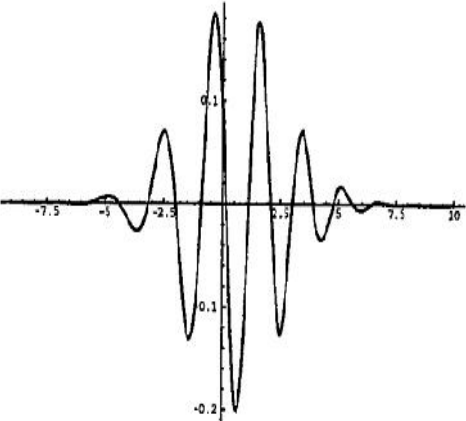
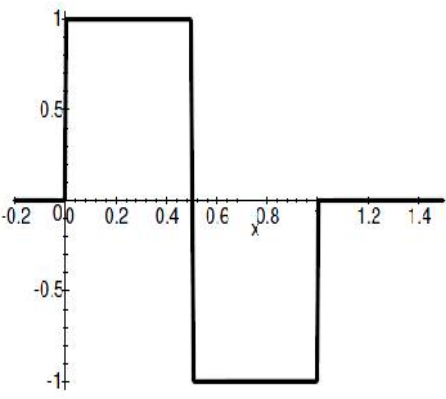
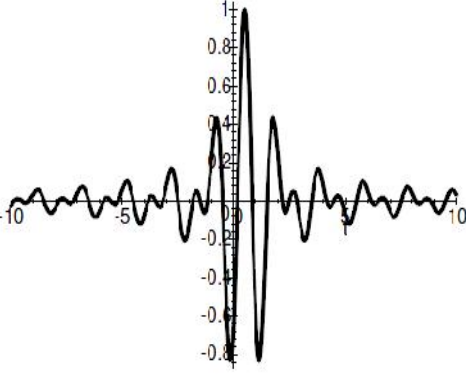
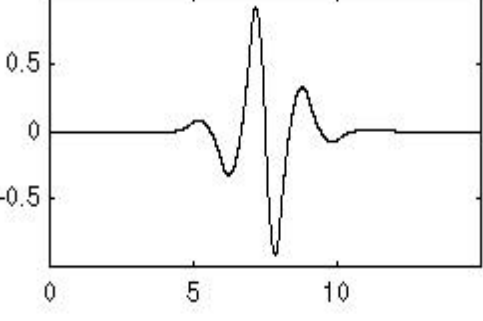
Le fait que la transformée utilise des fonctions bien localisées dans le plan temps fréquence lui donne beaucoup d'avantages :

- La résolution en fréquence de la transformée dépend du facteur de dilatation par le principe d'Heisenberg, on peut donc choisir arbitrairement celle ci suivant ce que l'on désire analyser.
- Pour des signaux physiques présentant des variations très rapides, des sauts, des marches, bref des discontinuités, l'analyse en ondelettes est adaptée car l'ondelette va détecter ces variations et analyser celles ci.
- Cette particularité rend l'analyse en ondelettes complémentaire à l'analyse de Fourier. En effet, avec l'analyse de Fourier, les discontinuités d'un signal ne sont pas facilement analysables, car les coefficients des fréquences correspondantes sont étalés dans toute la transformée.
 - La localisation en temps est précieuse pour nombre d'application.
 - La transformée en ondelette peut représentée complètement et efficacement un signal quelconque avec peu de coefficients [43].

8. Familles de la transformée en ondelettes

Les différentes familles d'ondelettes sont utilisées selon leurs propriétés en fonction du problème à résoudre.

Le tableau suivant présente quelques types de famille d'ondelettes :

 <p>A plot of the Morlet wavelet function $f(x)$ versus x. The x-axis ranges from -4 to 4, and the y-axis ranges from -1.0 to 1.0. The function is a complex oscillation centered at $x=0$, with a peak amplitude of 1.0 and a trough of -1.0.</p>	 <p>A plot of the Meyer wavelet function versus x. The x-axis ranges from 0 to 1000, and the y-axis ranges from -0.5 to 1. The function is a complex oscillation centered around $x=500$, with a peak amplitude of 1.0 and a trough of -0.5.</p>
<p>Ondelette de Morlet</p>	<p>Ondelette de Meyer</p>
 <p>A plot of the Daubechies wavelet function for $N=10$ versus x. The x-axis ranges from -7.5 to 10, and the y-axis ranges from -0.2 to 0.1. The function is a complex oscillation centered around $x=0$, with a peak amplitude of 0.1 and a trough of -0.2.</p>	 <p>A plot of the Haar wavelet function versus x. The x-axis ranges from -0.2 to 1.4, and the y-axis ranges from -1 to 1. The function is a step function that is 1 for $x < 0.5$ and -1 for $x > 0.5$.</p>
<p>Ondelette de Daubechies pour $N=10$</p>	<p>Ondelette de Haar</p>
 <p>A plot of the Littlewood Paley wavelet function versus x. The x-axis ranges from -10 to 10, and the y-axis ranges from -0.8 to 1. The function is a complex oscillation centered around $x=0$, with a peak amplitude of 1.0 and a trough of -0.8.</p>	<p>Reconstruction wavelet function ψ</p>  <p>A plot of the reconstruction wavelet function ψ versus x. The x-axis ranges from 0 to 10, and the y-axis ranges from -0.5 to 0.5. The function is a complex oscillation centered around $x=7$, with a peak amplitude of 0.5 and a trough of -0.5.</p>
<p>Ondelette de Littlewood Paley</p>	<p>Ondelette Biorthogonal (bior 3.7)</p>

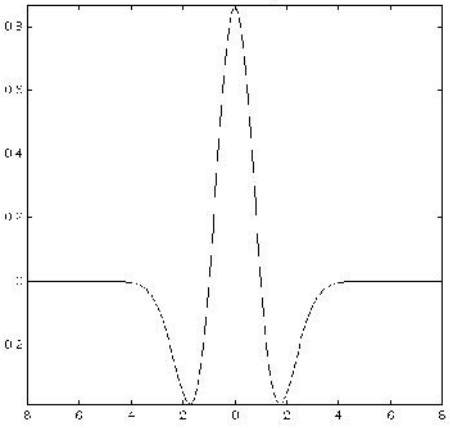
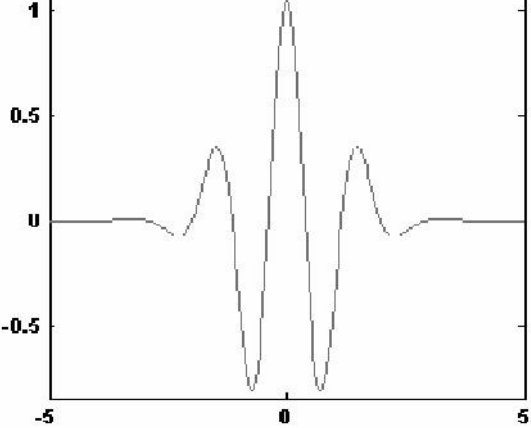
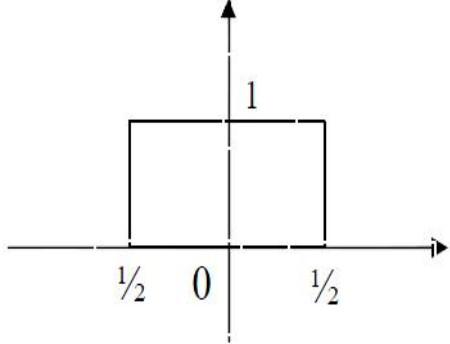
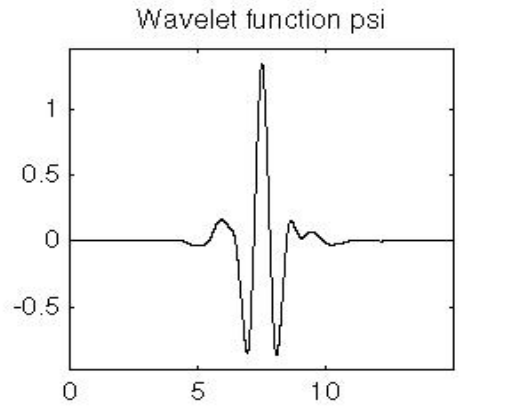
 <p>A plot titled 'Mexican hat wavelet' showing a bell-shaped curve centered at 0, with a peak value of approximately 0.6. The x-axis ranges from -8 to 8, and the y-axis ranges from 0 to 0.6.</p>	 <p>A plot titled 'Wavelet function psi' showing a Gaussian wavelet centered at 0. The x-axis ranges from -5 to 5, and the y-axis ranges from -0.5 to 1. The curve has a positive peak at 0 and negative side lobes.</p>
Ondelette de Mexican Hat	Ondelette Gaussienne pour N=8
 <p>A plot showing a rectangular pulse function centered at 0. The x-axis has markers at -1/2, 0, and 1/2. The y-axis has a marker at 1. The function is 1 between -1/2 and 1/2 and 0 elsewhere.</p>	 <p>A plot titled 'Wavelet function psi' showing a wavelet function centered at 0. The x-axis ranges from 0 to 10, and the y-axis ranges from -0.5 to 1. The curve has a sharp positive peak at 0 and negative side lobes.</p>
Ondelette Splines	Ondelette de Symlets pour N=8

Tableau 3.1 : Quelques types de familles d'ondelettes [45, 46, 47].

9. Applications des ondelettes

Les ondelettes sont employées dans un grand nombre de domaines d'applications. On peut citer, entre autres, la géophysique, l'astrophysique, les signaux sonores en médecine, l'imagerie dans tous ses aspects et l'imagerie médicale en particulier, l'imagerie satellitaire, le codage de signaux vidéo, la modélisation du trafic dans les réseaux de communication comme Internet, l'analyse de la turbulence atmosphérique ou celle de souffleries, et la liste est encore longue. La capacité des ondelettes à faire ressortir les variations d'un signal peut être exploitée de diverses manières.

- En géophysique, les chercheurs de l'Institut de Physique du Globe, à Paris, utilisent les ondelettes pour étudier le minuscule effet sur la vitesse de rotation de la Terre.
- En imagerie médicale, on exploite le fait que la présence d'erreurs dans une transformée en ondelettes n'altère pas toute la transformée. Le mathématicien Dennis Healy et le radiologue John Weaver à Dartmouth College, ont montré qu'avec les ondelettes, ces erreurs sont très réduites.
- En astronomie, les ondelettes servent à étudier la distribution de la matière à grande échelle dans l'Univers. Selon l'astrophysicien français Albert Bijaoui, une première tâche consiste à faire l'inventaire des galaxies de l'Univers. Puisque les ondelettes identifient les structures aux différentes échelles, elles sont capables de distinguer une étoile d'une galaxie, ce qui n'est pas toujours évident.
- En biométrie, on utilise les ondelettes dans un algorithme de reconnaissance du visage, en convolant certains points caractéristiques du visage (milieu des yeux, du nez, de la bouche, etc.) Avec de nombreuses ondelettes paramétrées afin d'extraire différents coefficients qui pourront ensuite être utilisés pour vérifier la ressemblance entre deux visages.
- En séismologie, on tente de détecter les séismes en identifiant de façon automatique, différentes composantes usuellement appelées P et S d'un signal de séisme, court et non stationnaire, en se servant des ondelettes comme outil de reconnaissance de forme.
- Dans le domaine des sciences biomédicales, les ondelettes entrent dans un processus visant à découvrir un dysfonctionnement, à comparer du normal à de l'anormal et à améliorer les informations recueillies pour assurer un travail plus clair. Mélanges de signaux localisés comme des pics en EEG (électroencéphalogramme) et de signaux diffus comme le bruit de fond cardiaque ou l'écoulement sanguin. Le signal cardiaque ECG se décompose en séquences dont la plus importante est appelée le complexe QRS. Le repérage de forme par ondelettes permet la discrimination de patterns normaux et anormaux.
- Concernant les nanotechnologies, et plus particulièrement dans le domaine de l'analyse d'hétéro structures en couches minces par réflectométrie et diffraction des rayons X pour l'optoélectronique, les ondelettes permettaient d'effectuer une analyse non destructive de ces matériaux, donnant non seulement l'épaisseur des couches nanométriques mais aussi, dans certains cas, l'ordre d'empilement des couches.

- Passons maintenant au débruitage. Les ondelettes fournissent des moyens simples et efficaces d'estimer de façon non linéaire des signaux, en présence de bruit. La procédure est simple, on transforme le signal en ondelettes, on élimine, à toutes les résolutions, les coefficients supérieurs à une valeur seuil et on reconstruit le signal avec les coefficients qui restent grâce à une transformée inverse en ondelettes. L'énergie du bruit blanc est donc dispersée sur toute la transformée et donne des coefficients petits qu'on élimine. Précisons enfin que le débruitage par ondelettes est très performant pour des signaux constitués à la fois de parties lisses et de zones présentant des irrégularités et des variations brusques.
- En estimation, les vertus de localisation des ondelettes en font un instrument de choix pour certains problèmes d'estimation. L'estimation d'une fonction ou d'une densité sera remplacée par l'estimation de ses coefficients d'ondelettes à une certaine échelle comme le système RADAR.
- Terminons avec la compression. On le décompose d'abord sur une base orthogonale d'ondelettes au moyen de la transformée discrète. Ensuite, on sélectionne une partie des coefficients par seuillage, en conservant intact les coefficients d'approximation de niveau convenablement choisi. Enfin, à partir des coefficients seuillés, on reconstruit le signal original en leur appliquant la transformée discrète inverse. Le nouveau standard à venir en compression d'image est le JPEG 2000 et qui est basé sur la transformée en ondelettes. Cette fois ci, l'image est analysée de manière globale et la qualité reste très bonne même à un taux de compression élevé. A titre d'exemple, si l'on considère une image originale de 512 x 512 pixels et d'une taille de 786 Ko, il est très difficile de voir la différence avec la même image compressée par ondelettes. Grâce au JPEG 2000, il est non seulement possible de prévoir la taille du fichier compressé [48, 49, 50].

Conclusion

Le chapitre trois a présenté brièvement les notions théoriques de processeur de la transformée en ondelettes, nous avons commencé par des aspects généraux sur les ondelettes. Nous avons défini les deux types de la transformée en ondelette, la transformée en ondelettes continue et la transformée en ondelettes discrète, dans divers dimensions 1D, 2D et 3D, puis nous avons présenté quelques familles utilisées dans la transformée en ondelettes, ainsi que les avantages pour une analyse donnant

naissance à une meilleure résolution en temps et fréquence, Enfin, nous avons décrit les applications de la transformée en ondelettes dans divers domaines d'applications.

Le chapitre suivant donne une description détaillée de notre simulation ainsi que les résultats expérimentaux obtenus.

CHAPITRE 4

SIMULATIONS ET RESULTATS

Introduction

Durant les dernières années, le traitement du signal biomédical a reçu une grande attention, notamment le signal ECG qui constitue un outil indispensable pour les cardiologues dans le diagnostic. Ce traitement du signal ECG a regroupé plusieurs opérations telles que la détection des ondes R et la compression.

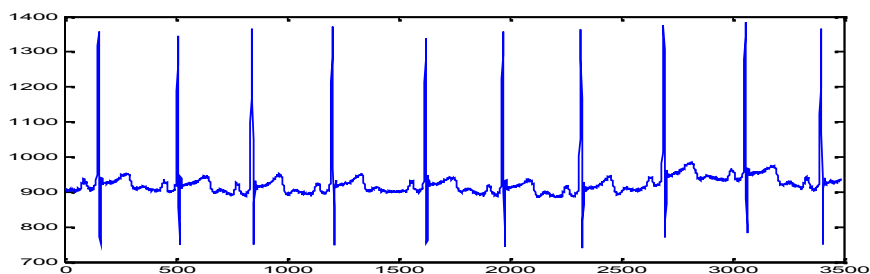
Nous proposons dans ce chapitre, trois approches de compression des signaux ECG de la base de données Arrhythmia MIT-BIH basé sur la conversion de forme. Nous allons commencer par la détection des intervalles RR d'après le procédé de Pan et Tompkins, puis établir les critères d'évaluation de l'efficacité d'un algorithme de compression de signal ECG. A partir des résultats obtenus sur la détection des ondes R, nous allons développer un algorithme basé sur la conversion des formes d'onde unidimensionnelle originale d'ECG en 2D, puis un nouvel algorithme basé sur la conversion des signaux ECG en 3D. Après la présentation et l'analyse des résultats obtenus, nous allons établir des comparaisons avec d'autres méthodes de compression des signaux ECG.

1. Base de donnée Arrhythmia (MIT/BIH)

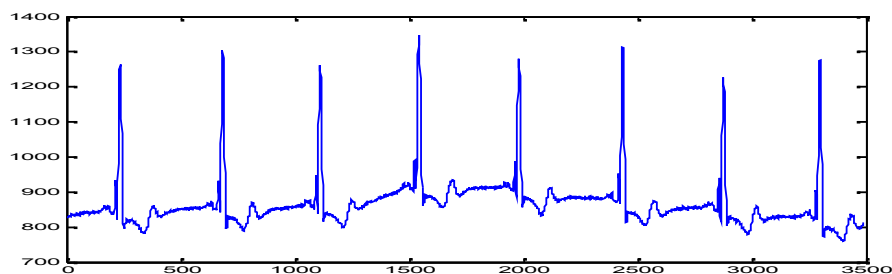
La source de l'ECG inclus dans la base de données d'Arrhythmia MIT-BIH est un ensemble de 48 enregistrements échantillonnés à une fréquence de 360 Hz. Chaque enregistrement comporte deux dérivations différentes du signal ECG. La base de données contient 23 enregistrements numérotés entre 100 et 124 pour le premier groupe et de 25 enregistrements numérotés entre 200 et 234 pour le deuxième groupe. La durée de chacun des 48 enregistrements est de 30 minutes. Le premier groupe est prévu pour servir d'échantillon représentatif de variété de formes d'ondes qu'un détecteur d'arythmie pourrait rencontrer dans l'utilisation clinique courante, tandis que le deuxième groupe est choisi pour inclure une variété de cas pathologiques. Les sujets étaient 25 hommes âgés de 32 à 89 ans, et 22 femmes âgées de 23 à 89 ans. Les enregistrements de MIT/BIH sont tous annotés, ce qui veut dire que chaque battement (complexe QRS) est décrit par une étiquette (annotation).

Typiquement, un fichier d'annotation pour un enregistrement MIT/BIH contient environ 2000 annotations [51].

La figure suivante montre la représentation des signaux ECG de l'enregistrement 100 et 117 de la base de données Arrhythmia (MIT/BIH).



(a)



(b)

(a) L'enregistrement 115, (b) L'enregistrement 124.

Figure 4.1 : Représentation des signaux ECG de la base de données Arrhythmia.

2. Caractéristiques fréquentielles cardiaques

L'étude de Thakor [52], présente l'analyse spectrale de l'ECG, avec une analyse spectrale des complexes QRS isolent ainsi que différentes sources de bruit. Il a été démontré que les composantes fréquentielles d'un ECG normal ont les caractéristiques suivantes :

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

- Les hautes fréquences se situant de 15 Hz à 40 Hz.
- Les basses fréquences de 5 à 15 Hz et les très basses fréquences inférieures à 4 Hz.

3. Détection RR

La détection de l'onde R permet de calculer avec précision l'intervalle de temps entre chaque contraction cardiaque RR exprimé en (msec), le RR représente ainsi le période cardiaque instantanée et la suite des intervalles RR permet donc de suivre l'évolution temporelle de la période cardiaque instantanée.

Dans cette partie, nous étudions un algorithme de détection des intervalles RR pour la localisation de ces pics. Cet algorithme s'appelle l'algorithme de Pan et Tompkins [53].

L'algorithme proposé par Pan et Tompkins comprend six étapes (Figure 4.2). Le signal ECG est filtré par un filtre passe bande, puis dérivé. Ensuite, il subit une transformation non linéaire (quadrature) et une intégration afin de favoriser certaines composantes fréquentielles du signal. Enfin, une opération de seuillage permet d'identifier les ondes R [54].

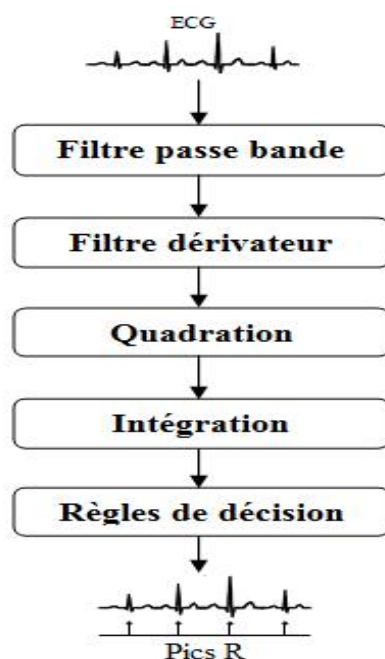


Figure 4.2 : Algorithme de Pan et Tompkins.

3.1. Algorithme

Dans la suite, nous décrivons en détail les six étapes de l'algorithme de la figure 4.2. Les valeurs numériques des expressions littérales proposées ici

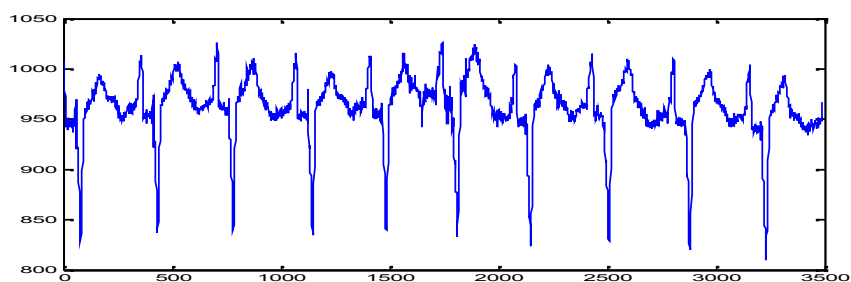
correspondent à un signal échantillonné à 360Hz, mais l'algorithme s'adapte à toutes les fréquences d'échantillonnage.

3.1.1. Filtre passe bande

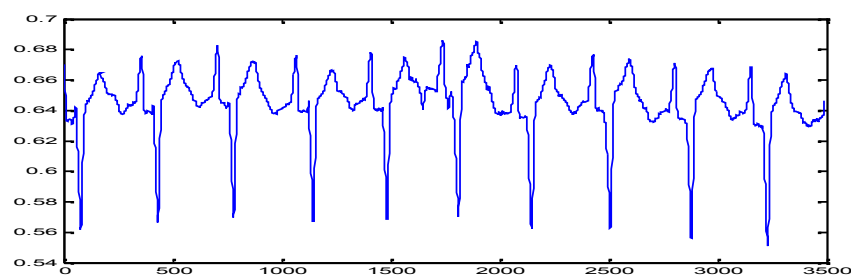
Les signaux ECG que nous allons utiliser sont déjà filtrés à la maison MIT, mais pour avoir des bons résultats, nous avons effectué un autre filtrage s'appelle filtre passe bande environ 5 à 15 Hz, pour le passage de la maximum de l'énergie des ondes R et réduit les bruits restants, en appliquant un filtre passe bas puis un filtre passe haut, qui jouent le rôle d'un filtre passe bande avec une bande passante environ à [5 15]Hz, qui va vous servir à éliminer les bruits des muscles de fréquence de secteur (50Hz). Les fonctions de transfert de ces deux filtres sont données ci-dessous :

La fonction de transfert du filtre passe bas du 2^{ème} ordre est donné par :

$$H(Z) = \frac{(1-z^{-6})^2}{(1-z^{-3})^2} \quad (4.1)$$



(a)



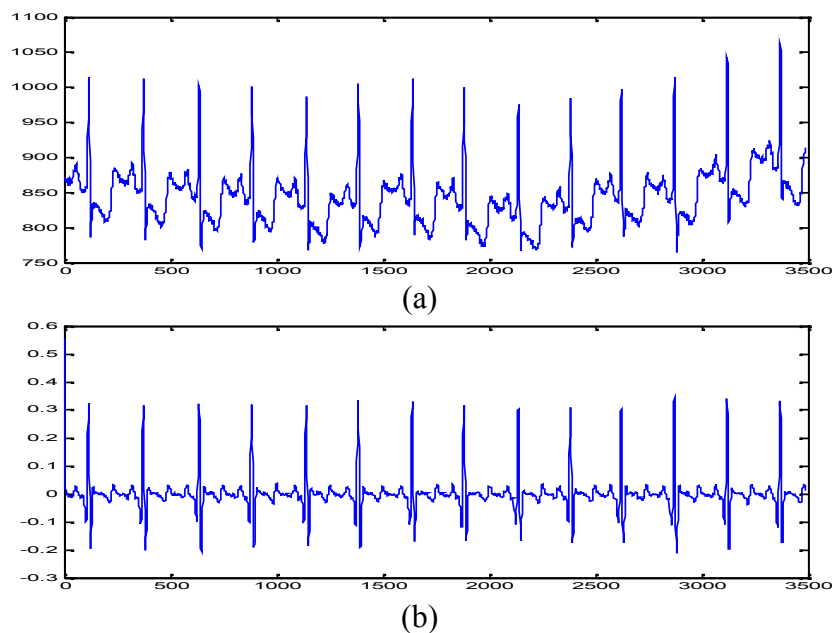
(b)

(a) signal original, (b) signal filtré

Figure 4.3 : Filtrage passe bas du signal ECG de l'enregistrement 108.

La fonction de transfert du filtre passe haut est donnée par :

$$H(z) = \frac{(-1+32z^{-16}+z^{-32})}{(1+z^{-1})} \quad (4.2)$$



(a) signal original, (b) signal filtré.

Figure 4.4 : Filtrage passe haut du signal ECG de l'enregistrement 112.

3.1.2. Filtre dérivateur

Cette étape permet de connaître la localisation des ondes R. Dans la dérive du signal de base est estimée à partir d'un modèle polynomial. L'onde R est de forte amplitude. La dérivée du signal à ce niveau présente des valeurs maximales élevées. On continue donc le traitement du signal par l'application d'un filtre dérivateur numérique :

$$H(z) = \frac{1}{8T} (-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z^1 + z^2) \quad (4.3)$$

La figure suivante montre l'allure de l'enregistrement 105 issu d'un filtre dérivateur de la base de données Arrhythmia.

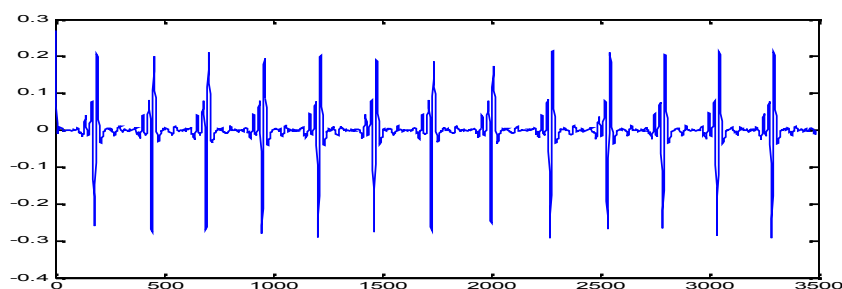


Figure 4.5 : Filtre dérivateur du signal ECG de l'enregistrement 105.

3.1.3. Transformation non linéaire (Filtre quadrateur)

Afin d'accentuer le contraste mis en évidence par la dérivation, on élève au carré le signal obtenu, ce qui permet en outre, d'éliminer le signe du signal et assurer la détection des ondes R, (Figure 4.6).

$$y(nT) = [x(nT)]^2 \quad (4.4)$$

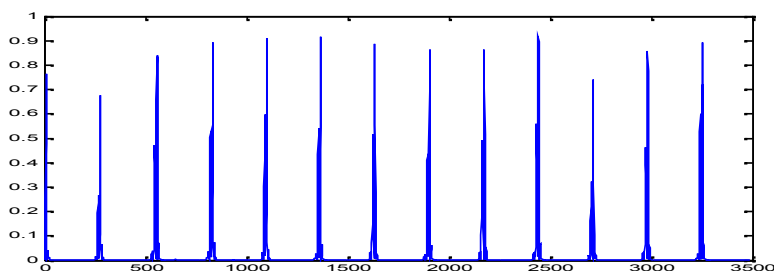


Figure 4.6 : Filtre quadrateur du signal ECG de l'enregistrement 116.

3.1.4. Intégration

L'intégration du signal permet d'obtenir un maximum unique pour chaque onde R. le maximum est décalé en temps par rapport à la position du R.

$$y(nT) = \left(\frac{1}{N}\right)[x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)] \quad (4.5)$$

Où N est le nombre d'échantillons dans la largeur de la fenêtre d'intégration.

La figure suivante montre l'intégration du signal ECG.

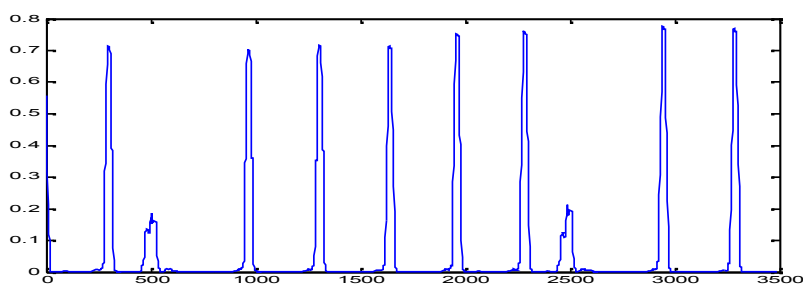


Figure 4.7 : Filtre intégrateur du signal ECG de l'enregistrement 119.

3.1.5. Seuillage

La dernière étape de la chaîne de détection des ondes R est basée sur des seuils qui sont continuellement ajustés par un ensemble de règles de décision, afin de suivre les changements du signal ECG, dans le travail de PAN et TOMPKINS, un seuil référé aux maxima du signal transformé, est utilisé le seuil adaptatif.

3.1.6. Détection des ondes R

Cette partie présente l'application de l'algorithme de détection des ondes R, cette détection semblerait pouvoir être effectuée par un simple seuillage du signal choisi pour le maximum des battements, car les ondes R sont en général, de plus grande amplitude que les autres ondes du signal ECG.

3.2. Résultats de détection RR

Nous avons appliqué notre algorithme de détection sur les enregistrements de la base de données Arrhythmia, ces enregistrements, comme on a vu précédemment, présentent différents types d'ondes R, des bruits de variations rapides et des distorsions de la ligne de base.

La figure suivante présente quelques exemples de prétraitement des signaux ECG réels pour la détection des ondes R. Les cas désignés comportent des exemples de :

- Signal de qualité acceptable (100.dat) : son examen ne pose, quasiment, pas de problème. Le signal à seuiller comporte des pics R bien visibles et de grandes amplitudes. Un simple seuillage permettra de détecter tous les pics.
- Signal avec déviation graduelle de la ligne de base (105.dat) : on peut remarquer des ondes R d'amplitudes fortement atténuées dans le signal à seuiller.
- Signal avec des ondes R comportant une onde T plus importante (117.dat) : l'algorithme a prévalu, dans le signal à seuiller, l'onde de plus grande amplitude c'est-à-dire l'onde R.
- Signal avec un saut abrupt de la ligne de base (121.dat) : ce saut provoquera des fausses détections à cause des transitions qui vont être prises pour des pics R par l'algorithme de détection.

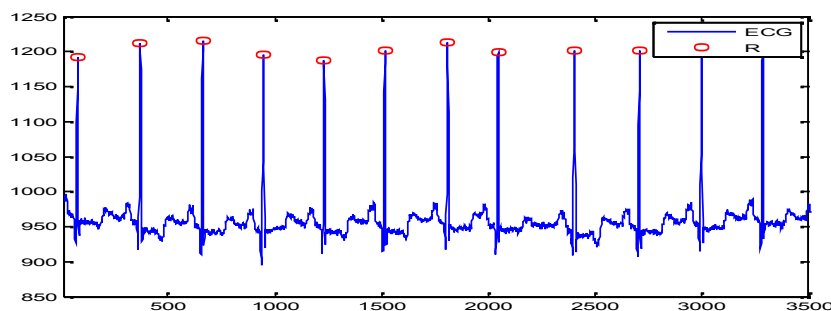


Figure 4.8 : Détection RR de l'enregistrement 100.

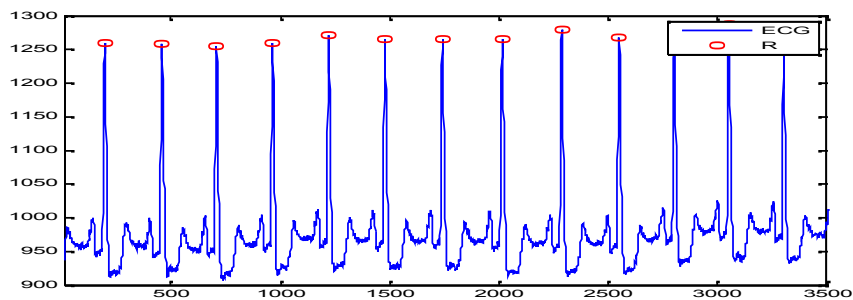


Figure 4.9 : Détection RR de l'enregistrement 105.

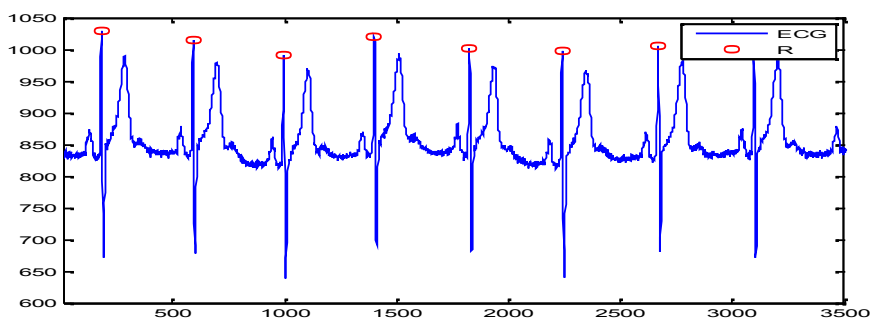


Figure 4.10 : Détection RR de l'enregistrement 117.

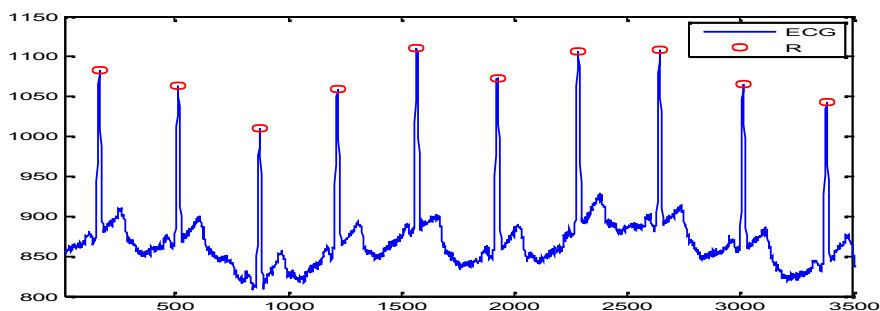


Figure 4.11 : Détection RR de l'enregistrement 121.

3.3. Performance de détection

Pour juger de la qualité de détection d'un algorithme de ce type, trois grandeurs sont habituellement mesurées :

- NT (Nombre Total des battements) : c'est le nombre de battements analysés par l'algorithme.
- FP (Faux Positifs) : c'est le nombre d'ondes R qui ont été détectées par l'algorithme alors qu'elles ne font pas partie de cette catégorie. Ces erreurs peuvent correspondre à des emplacements repérés par l'algorithme alors qu'il n'y avait aucune onde caractéristique, ou encore à une onde repérée comme R alors qu'il s'agit d'une autre onde caractéristique.

- FN (Faux Négatifs) : c'est le nombre d'ondes étiquetées R que l'algorithme n'a pu détectées.

D'après l'étude de Pan et Tompkins sur les intervalles RR, on calcul la moyenne des huit intervalles RR :

$$RR_{moy} = 1/8 (RR_{n-7} + RR_{n-6} + \dots + RR_n) \quad (4.6)$$

Où RR_n est le nouvel intervalle calculé, qui a comprise entre les deux limites suivantes :

$$\begin{cases} RR_{bas} = 0.92 RR_{moy} \\ RR_{haut} = 1.66 RR_{moy} \end{cases} \quad (4.7)$$

Si aucune onde R n'est détectée pendant l'intervalle RR_{max} , le pic maximal trouvé dans le segment désigné est considéré d'être une onde R [3], c'est-à-dire si le pic R de valeur supérieur à RR_{haut} , il y a Fausse détection négative (FN), mais si le pic R de valeur inférieur à RR_{bas} , il y a Fausse détection positive (FP).

Le tableau suivant présente les valeurs de ces trois grandeurs obtenues lors des analyses des 24 enregistrements de la base de données Arrhythmia.

Enregistrements	NT	FP	FN	Fausses détections FP+FN	Taux (%)
					$\frac{FP + FN}{NT} \cdot 100$
100	2273	0	0	0	0
101	1867	6	1	7	0.37
102	2457	2	0	2	0.08
103	2078	1	0	1	0.04
104	2317	6	22	28	1.20
105	2623	0	0	0	0
106	1548	40	8	48	3.10
107	2491	7	8	15	0.60
108	1512	33	13	46	3.04
109	2495	8	4	12	0.48
111	2123	0	0	0	0
112	2537	0	0	0	0
113	1794	16	0	16	0.89
114	1871	2	0	2	0.10
115	1950	9	0	9	0.46
116	2381	0	0	0	0
117	1534	0	0	0	0
118	2280	18	0	18	0.78
119	2083	39	13	52	2.49
121	1860	0	0	0	0
122	2474	0	0	0	0
123	1515	23	0	23	1.51
124	1582	1	0	1	0.06
Total	47645	211	69	280	0.58

Tableau 4.1 : Résultats de la détection RR par l'algorithme Pan et Tompkins.

Le tableau ci dessous montre la différence entre les performances de détection RR des différents algorithmes :

Algorithmes	$\sum NT$	$\sum FP$	$\sum FN$	Fausse détections	Taux de fausse détection (%)	Taux de Détections (%)
Notre algorithme	47645	211	69	280	0.58	99.42
Algorithme d'Adnane et al [55]	47647	184	101	285	0.59	99.41
Algorithme de Lee et al [56]	45177	593	1302	1847	4.08	95.92

Tableau 4.2 : Comparaison des résultats de détections pour différents algorithmes.

D'après le tableau 4.2, nous pouvons tirer la remarque que notre méthode est très performante en termes de précision de localisation des pics R, si on l'a compare à la méthode de Lee et al qui basée sur la technique Sleep Apnea [56], et la méthode de Adnane et al qui basée sur le calcul de l'amplitude maximale [55].

4. Critères d'évaluation de la compression

Deux critères sont généralement retenus pour l'évaluation des algorithmes de compression : le taux de compression CR, et la fidélité de la reconstruction PRD.

4.1. Taux de compression

Le taux de compression est une comparaison de données compressées et celui des données initiales. Quantitativement, on le représente par le rapport entre le nombre de bits utilisés pour représenter le signal original et le nombre de bits nécessaires pour représenter le signal comprimé [15].

$$CR = \frac{\text{Nombre de bits de signal original}}{\text{Nombre de bits de signal comprssé}} \quad (4.8)$$

4.2. Taux de distorsion

La distorsion est l'erreur introduite par l'opération de compression, due au fait que le signal reconstruit n'est pas exactement identique au signal original. La mesure de la fidélité de la reconstruction PRD est définie comme suit [2]:

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^N (x_{org} - x_{rec})^2}{\sum_{i=0}^N x_{org}^2}} \times 100 \quad (4.9)$$

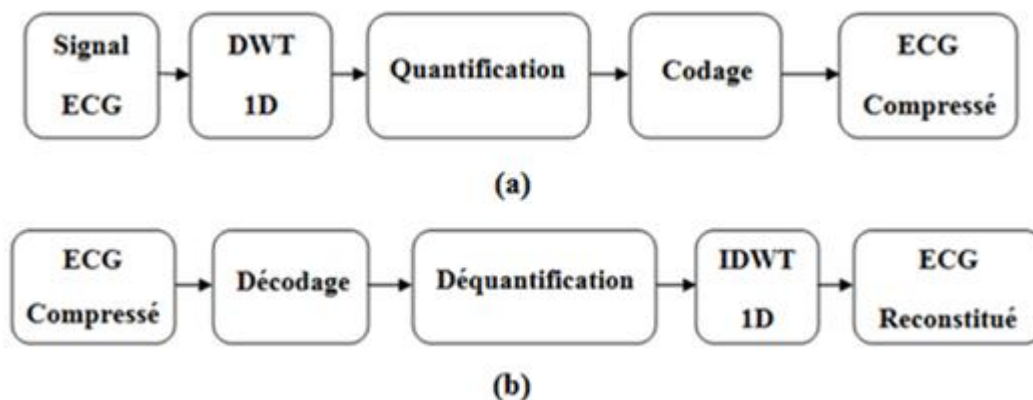
Où x_{org} et x_{rec} représentent respectivement le signal original et le signal reconstruit avec N échantillons.

5. Compression des signaux ECG

Il est bien connu que les signaux ECG possèdent un caractère pseudopériodique [57], avec un motif du battement cardiaque RR qui se répète plus ou moins régulièrement et une forme qui varie quelque peu. Alors on peut exploiter cette propriété de corrélation entre les intervalles RR de l'existence de quelques redondances dans le même période.

5.1. ECG 1D

L'algorithme proposé est une méthode qui exploite la corrélation entre les battements pour améliorer l'efficacité de compression, Alors l'algorithme qu'on propose est basé sur les propriétés des coefficients de détails de la transformée en ondelettes discrète, est défini comme suit :



(a) Processus de compression, (b) Processus de décompression.

Figure 4.12 : Schéma bloc de compression et décompression 1D.

Les méthodes de compression des signaux ECG basées sur la transformée en ondelettes discrète DWT, admet généralement, une transformation orthogonale qui est appliquée au signal original. Cette étape consiste à appliquer la transformée en ondelette biorthogonale bior 4.4 en trois niveaux, le fait que les ondelettes biorthogonales offrant le meilleur compromis entre taux de compression et erreur quadratique moyenne de signal reconstruite. De plus les conditions sur les filtres sont plus souples que pour de ce type d'ondelette, nous avons ensuite étudié la seuillage des coefficients d'ondelette pour augmenter l'efficacité de la compression. Si les

valeurs absolues des coefficients d'ondelettes obtenus sont non nulles et inférieurs à un certain seuil donné (10), ces derniers seront éliminés. Le seuillage permet d'augmenter le nombre de répétitions de zéros. On peut dire qu'on perd les coefficients de faibles valeurs. La redondance des éléments est importante dans l'étape de codage.

La performance du seuillage des coefficients d'ondelettes dépend du type du quantificateur employé. La quantification scalaire (pas=20) permet d'améliorer le taux de compression. C'est-à-dire, approximer chaque coefficient réel par un autre type entier le plus proche possible. Alors si le pas de quantification est grand, la ressemblance des valeurs quantifiées augmente, mais la perte d'information est grande. Dans cette étape aussi on perd de l'information, nous devons la perdre d'une manière confirmée et astucieuse puisque la qualité de signal restituée dépend du seuil et du pas de quantification. La quantification est réalisée tout en effectuant la division euclidienne des coefficients.

L'étape de codage va permettre de générer le flot binaire à partir duquel type d'algorithme de codage sera capable de reconstruire le signal et amélioré le taux de compression d'une manière confirmée. Dans ce cadre, on peut citer trois algorithmes de codage :

- **L'algorithme RLE standard** : Le RLE est probablement l'algorithme de compression de données le plus simple. Il ne fait que remplacer plusieurs apparitions d'une même valeur par une seule valeur. Le codage RLE demande la présence des séquences identiques pour être efficace. Nous avons inséré à notre programme, un bloc d'instruction à 255 pour les représenter au maximum sur 8 bits.

- **L'algorithme RLE optimisé** : L'algorithme RLE optimisé est une nouvelle technique de compression proposé pour améliorer le taux de compression, qui peut résoudre aussi bien le problème de la taille de signal compressé qui peut être supérieur à la taille de signal original. L'algorithme RLE optimisé est un algorithme itératif à deux étapes :

1. Calcul du nombre de bits « n » pour toutes les apparitions.
2. Calcul de la taille en bits « b » des fréquences de répétition
3. Pour toutes les apparitions de la séquence :
 - a. Si l'apparition est unique (pas de répétition), alors insérer un '0' puis la valeur d'indice i en binaire sur « n » bits.

- b. S'il y a une séquence d'apparitions de même valeur, alors insérer '1' puis le nombre de répétition en binaire sur « b » bits, puis la représentation de cette valeur en binaire sur « n » bits.

La figure suivante explique l'algorithme de RLE optimisé par un simple exemple:

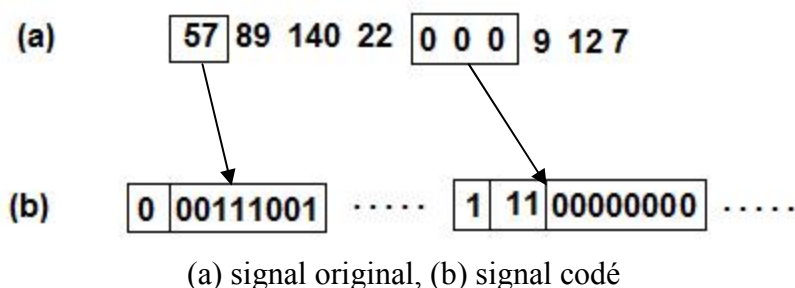


Figure 4.13 : Algorithme RLE optimisé

- **Codage arithmétique** : Le codage arithmétique traite l'ensemble des valeurs quantifiées comme une seule entité. Il fonctionne par la représentation d'un nombre par un intervalle de nombres réels compris entre 0 et 1, les valeurs quantifiées successives réduisent cet intervalle en concordance avec la probabilité d'apparition. Alors nous avons associé à chaque valeur quantifiée un domaine à l'intérieur de l'espace des probabilités compris entre 0 et 1.

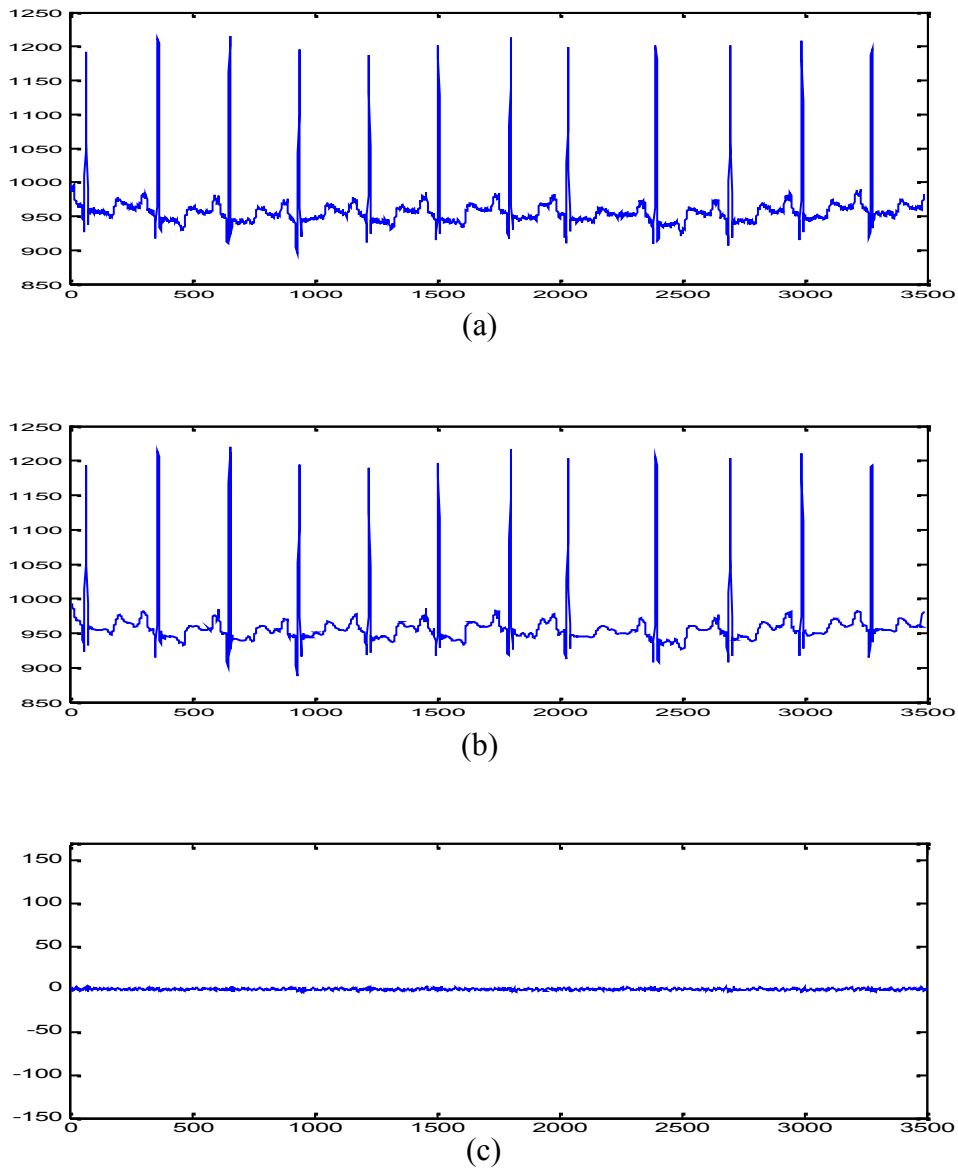
* Phase de décompression

Dans la phase de décompression, on applique le décodage pour récupérer les coefficients d'ondelettes quantifiées. Puis La déquantification pour extraire les coefficients d'ondelettes avec les moindres pertes possibles, ensuite on applique la transformée en ondelettes inverse (IDWT) pour retrouver les éléments représentant le signal à reconstruire, ces coefficients servent à calculer le PRD.

Les signaux ECG utilisées pour compression basé sur la transformée en ondelettes discrète DWT sont l'enregistrement 100 et l'enregistrement 117 de la base de données Arrhythmia MIT-BIH. Ce dernier est échantillonné à une fréquence de 360 Hz et chaque échantillon est codé sur 12 bits à l'issue de compression.

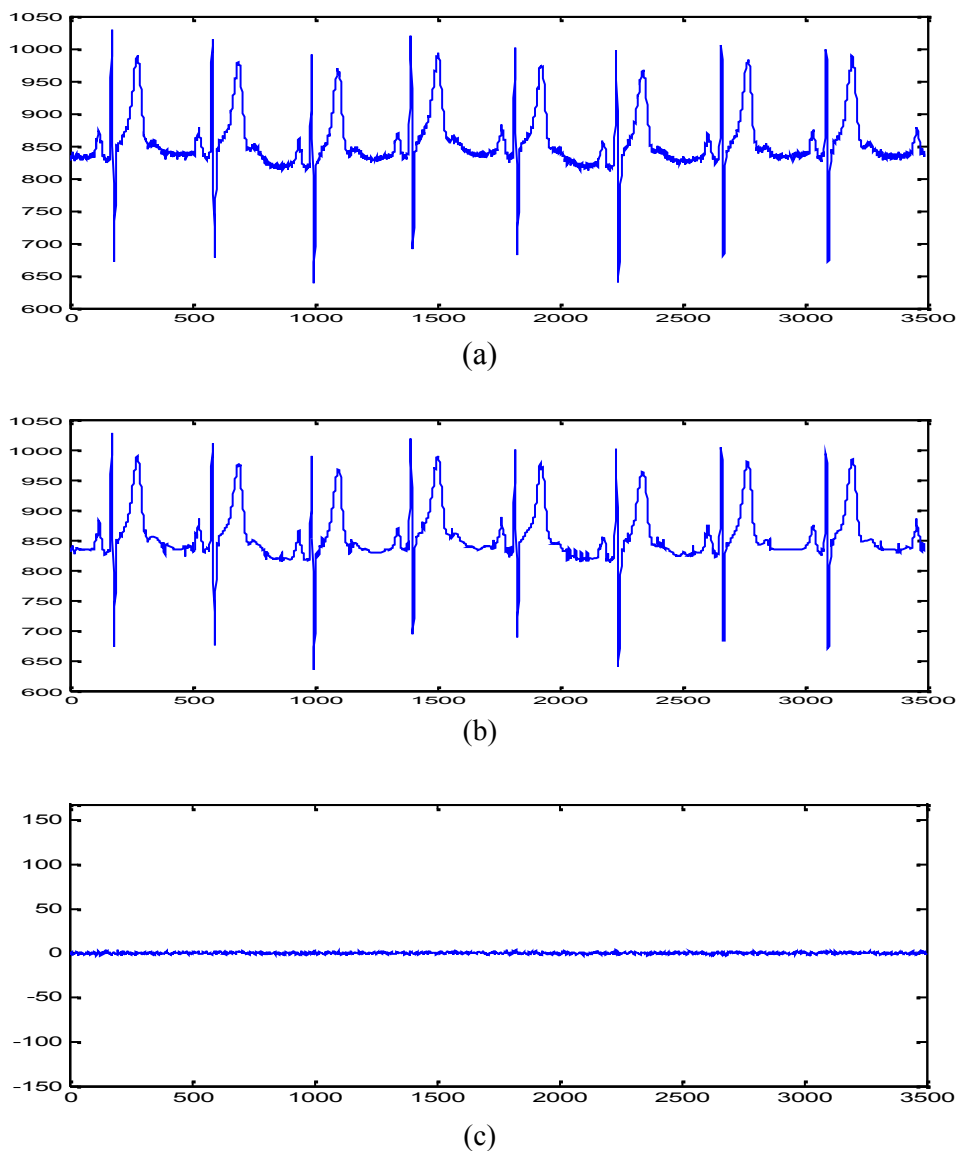
Les enregistrements choisis présentent différents types d'ondes R sélectionnés pour illustrer la qualité de la compression de notre algorithme dans les figures (4.14) et (4.15) respectivement.

Les résultats de quelques enregistrements schématisés sur les figures (4.14) et (4.15) représentent les signaux originaux et leurs reconstruits correspondants et l'erreur de compression entre les deux. Ces figures montrent que les différentes composantes du signal ECG sont bien reproduites après décompression avec une grande fidélité.



(a) l'ECG original, (b) l'ECG reconstitué, (c) l'erreur de compression.

Figure 4.14 : Compression du signal ECG 1D de l'enregistrement 100.



(a) l'ECG original, (b) l'ECG reconstitué, (c) l'erreur de compression.

Figure 4.15 : Compression du signal ECG 1D de l'enregistrement 117.

Le tableau 4.3 rapporte les résultats numériques du taux de compression CR (mesure le rapport entre le signal original et le signal compressé), et PRD (mesure la qualité de compression entre le signal original et le signal reconstitué), par les trois algorithmes proposés.

Nous avons ainsi réalisé une compression du signal ECG dans sa forme originale (1D), en minimisant la distorsion (valeur moyenne du PRD=1.89%) pour huit enregistrements. Le taux de compression CR moyen égal à 7.57 pour l'algorithme RLE optimisé, 4.60 pour l'algorithme RLE standard et 6.77 pour le codage

arithmétique, alors l'algorithme le plus efficace et le plus adapté à notre application est l'algorithme RLE optimisé.

Enregistrement	CR (RLE optimisé)	CR (codage arithmétique)	CR (RLE standard)	PRD
100	8.39	7.70	5.23	2.21
103	7.67	7.55	4.13	2.86
109	6.30	6.18	3.82	0.81
113	8.95	7.36	4.40	3.18
117	7.26	6.46	4.84	1.49
119	6.36	6.13	3.68	2.70
121	8.20	6.43	5.99	0.55
124	7.44	6.40	4.74	1.37
Moyenne	7.57	6.77	4.60	1.89

Tableau 4.3 : Résultats numériques de notre algorithme de compression 1D.

• Choix du type d'ondelette mère

Dans ce cadre le tableau 4.4 fournit une comparaison en fonction de rapport CR/PRD des différentes ondelettes mères, tel que bior4.4, bior3.7 et db6 pour la compression des signaux ECG en utilisant l'algorithme RLE optimisé.

Enregistrement	Bior 4.4			Bior3.7			Db 6		
	CR	PRD	CR/PRD	CR	PRD	CR/PRD	CR	PRD	CR/PRD
100	8.39	2.21	3.79	7.21	2.15	3.35	7.95	2.33	3.41
103	7.67	2.86	2.68	6.69	2.68	2.49	7.17	3.04	2.35
113	8.95	3.18	2.81	8.56	3.00	2.85	8.79	3.51	2.50
117	7.26	1.49	4.87	5.42	1.34	4.04	6.75	1.47	4.59
121	8.20	0.55	14.90	6.47	0.52	12.44	7.79	0.57	13.66
La moyenne	8.09	2.05	5.81	6.87	1.93	5.03	7.69	2.18	5.30

Tableau 4.4 : Résultats de compression pour différentes ondelettes mères.

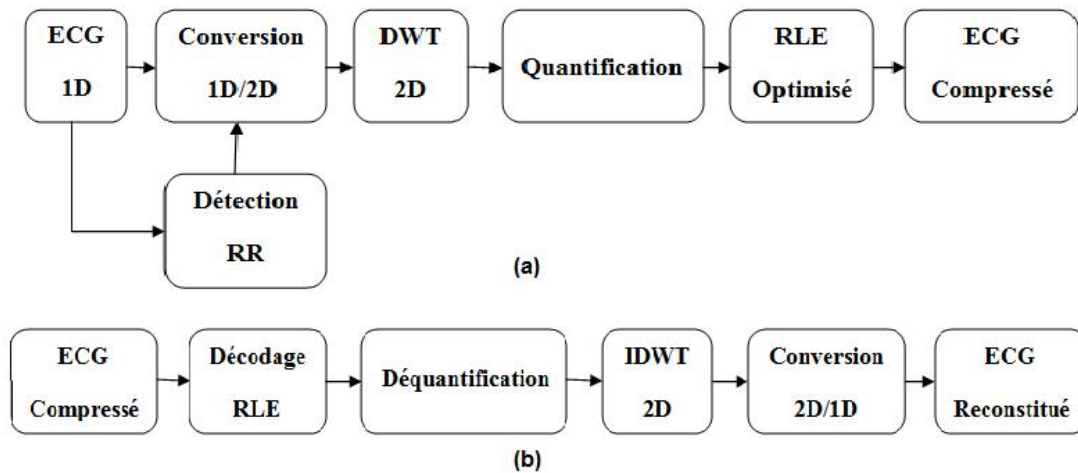
A partir de ce tableau, on remarque que le rapport CR/PRD dans l'ondelette bior4.4 est plus grand par rapport aux autres. On peut dire que ce type d'ondelette donne de meilleures performances, il sera utilisé par la suite de notre simulation.

5.2. ECG 2D

La compression ECG en 2D est une approche utilisée dans le but d'exploiter les redondances existantes entre deux battements adjacents et entre les pixels adjacents. Le schéma bloc d'un tel algorithme est présenté sur la figure 4.16.

Lorsque les périodes de signaux ECG sont pseudopériodiques. La détection RR est nécessaire pour effectuer l'alignement des battements du signal ECG, en vue d'obtenir une image pour laquelle toutes les ondes R seront alignées. Une fois cette

conversion effectuée, l'image obtenue sera ensuite décomposée par DWT2 pour un seul niveau. Ensuite, les coefficients d'ondelettes de chaque sous bande seront seuillées ($th=10$) et quantifiées ($pas=15$) suivi par l'algorithme RLE optimisé.



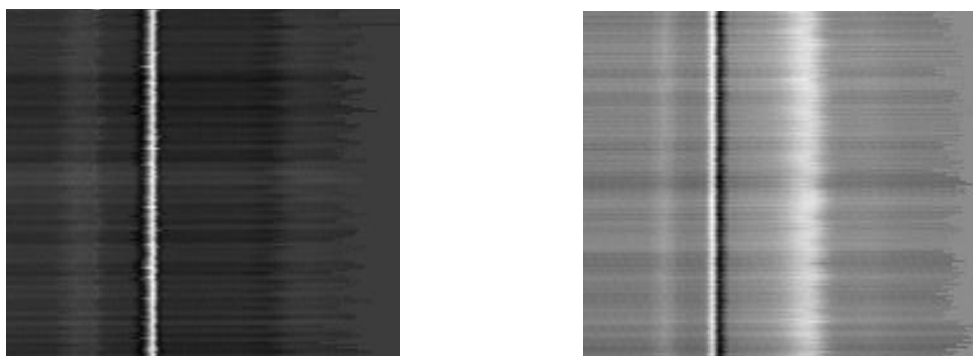
(a) Processus de compression, (b) Processus de décompression

Figure 4.16 : Schéma bloc de compression et de décompression 2D

5.2.1. Conversion 1D/2D

Naturellement, la construction de l'ECG 2D est une représentation bidimensionnelle (image). Cette représentation est identifiée par des pixels, chaque pixel de coordonnées (i, j) et sa valeur binaire (0 est l'équivalent de la couleur noire et 1 pour la couleur blanche). Le processus de conversion consiste à balayer tout l'espace, colonne par colonne, de droite à gauche, et rangé par rangé de haut en bas.

La compression 2D du signal ECG donne de meilleures performances, à partir l'augmentation de la corrélation entre les pixels successifs de l'image [58]. Pour une construction 2D, Nous commençons par la détection des ondes R suivant le procédé de Pan et Tompkins. Après cela, il faut normaliser les valeurs du signal 1D, par mise à l'échelle de l'amplitude de chaque échantillon de 0 à 255. Ensuite, nous effectuons le remplissage des différents battements ligne après ligne. Pour obtenir une longueur commune pour tous les segments, on doit ajouter un nombre approprié de valeurs constantes données par amplitude moyenne de chaque intervalle. Ces derniers seront éliminés dans la phase de reconstruction. La figure 4.17 donne la représentation des enregistrements 100 et 117 au format 2D.



(a) Enregistrement 100, (b) Enregistrement 117
Figure 4.17 : Conversion 1D/2D.

5.2.2. Transformée en ondelettes 2D

L'utilisation d'une transformée en ondelettes discrète 2D à un seul niveau de décomposition, comme le montre la figure 4.18, permet d'augmenter sensiblement les performances de compression.

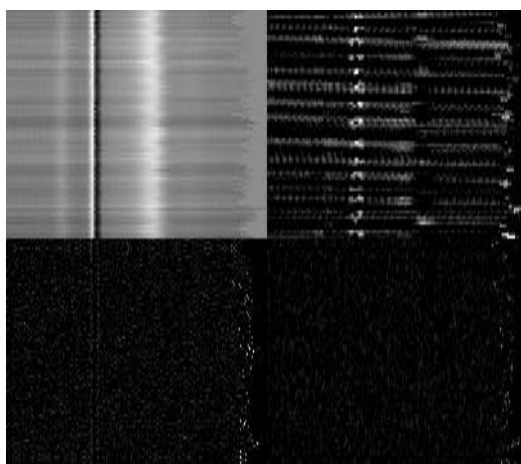
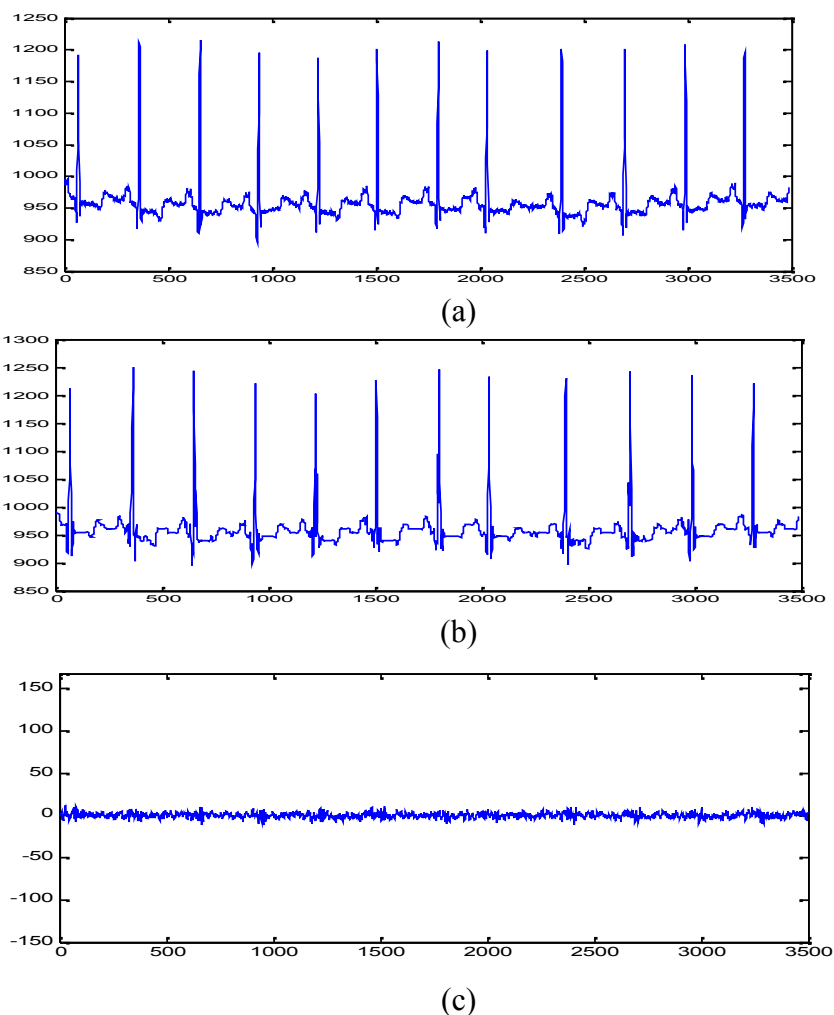


Figure 4.18 : DWT2 pour l'enregistrement 117.

La sous image basse résolution (haut à gauche) apparaît comme une version reconnaissable de l'image originale, mais les autres sous images sont très moins reconnaissables pour l'image originale.

5.2.3. Résultats de compression 2D

Dans ce qui suit, nous allons présenter quelques résultats de simulation sur quelques enregistrements ECG. La figure 4.19 montre que le signal « 100 » reconstitué est presque identique à l'enregistrement original.



(a) l'ECG original, (b) l'ECG reconstitué, (c) l'erreur de compression.

Figure 4.19 : Compression 2D de l'enregistrement 100.

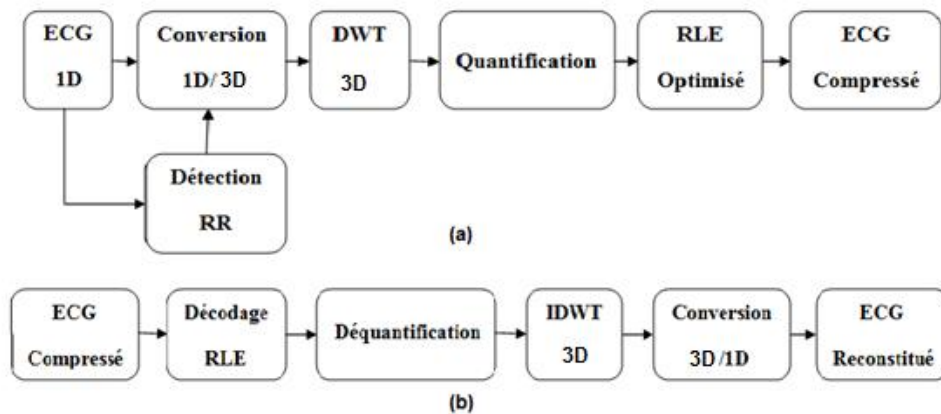
Le tableau 4.5 donne les résultats numériques en compression 2D ; taux de compression CR, PRD utilisant l'algorithme RLE optimisé et l'ondelette bior 4.4. On remarque que la compression avec une valeur moyenne du CR=8.41 et un PRD=2.35% en 2D est plus performante qu'en 1D (CR=7.57 et PRD=1.89% en 1D en tableau 4.3).

Enregistrement	CR	PRD
100	8.52	2.54
103	8.55	2.35
109	9.13	1.17
113	7.96	3.65
117	8.24	2.29
119	6.94	2.58
121	9.63	2.43
124	8.33	1.86
Moyenne	8.41	2.35

Tableau 4.5 : Résultats numériques de l'algorithme de compression 2D.

5.3. ECG 3D

Nous avons présenté une nouvelle méthode de compression du signal ECG en 3D (image volumique). C'est une nouvelle approche utilisée dans le but d'exploiter la corrélation existante entre deux voxels adjacents dans les trois directions. Notre algorithme est décomposé en six étapes (Figure 4.20).



(a) Processus de compression, (b) Processus de décompression

Figure 4.20 : Schéma bloc de compression et de décompression 3D

5.3.1. Conversion 1D/3D

La première étape de la chaîne de compression consiste à convertir le signal ECG 1D en trois directions. Le processus de conversion consiste à remplir tout le volume ligne par ligne de haut à bas et plan par plan. Les ondes R ont été détectées utilisant le procédé de Pan et Tompkins. Donc chaque battement occupe une ligne d'un plan. Sachant que les battements ECG sont pseudo périodiques, des voxels ont été ajoutés pour normaliser les lignes du cube. Ces dernières seront éliminées dans la phase de reconstruction.

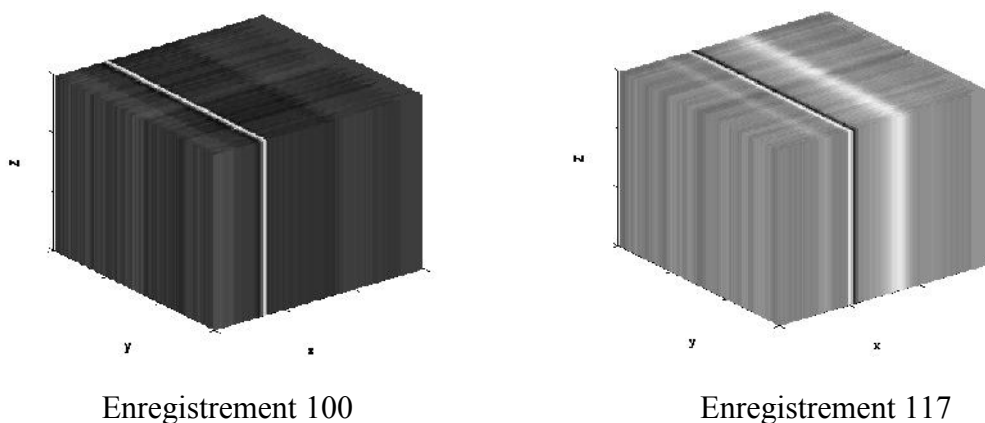


Figure 4.21 : Conversion 1D/3D.

Le cube obtenu occupe les dimensions $n \times n \times n$, tel que n est la longueur (nombre d'échantillons) du battement le plus long du signal ECG 1D. Les enregistrements 100 et 117 en 3D sont présentés dans la figure 4.21.

5.3.2. Transformée en ondelettes 3D

Le principe de la transformée en ondelettes discrète 3D est l'application de la DWT1 sur chaque coupe de l'image volumique 3D. La figure 4.22 représente une DWT3 pour un seul niveau de décomposition.

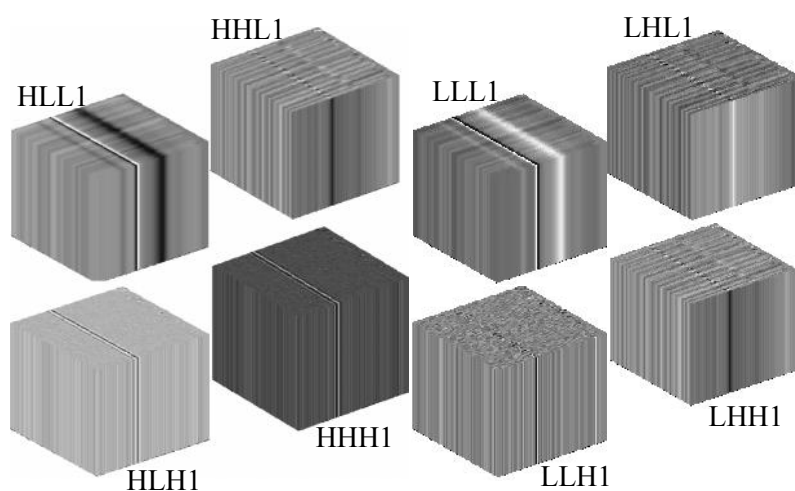


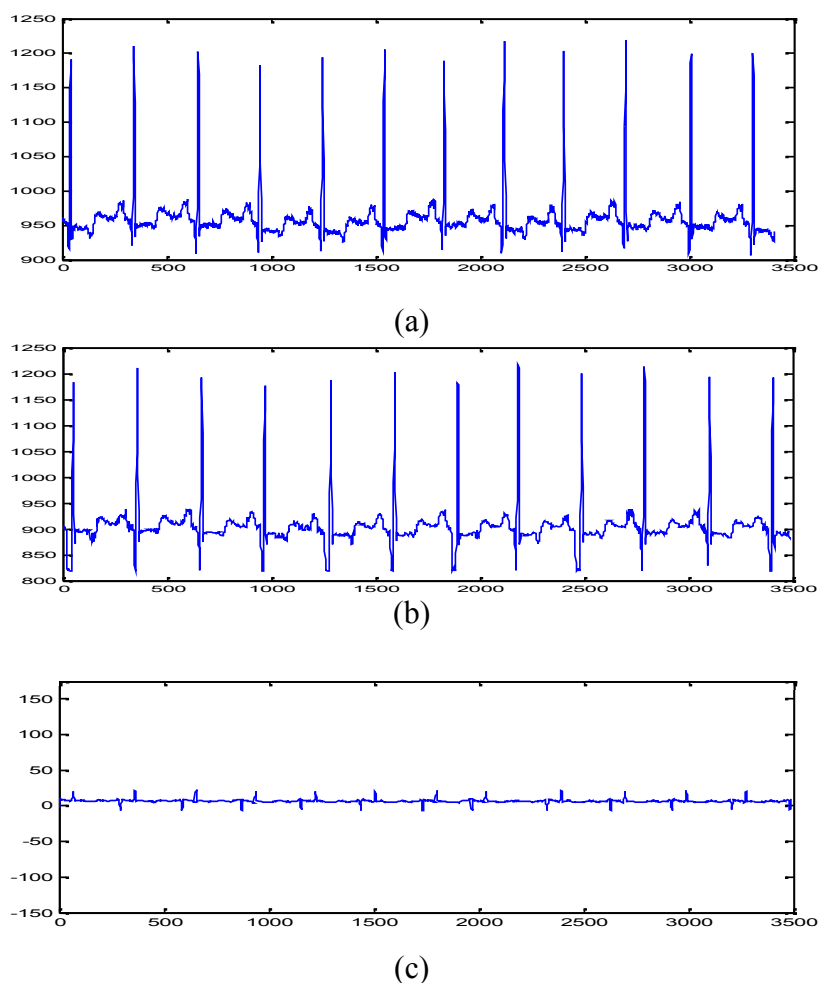
Figure 4.22 : DWT3 pour l'enregistrement 117

Les huit sous bandes obtenus contiennent différents types d'informations sur les fréquences. La sous bande basse fréquence apparaît comme une version reconnaissable très claire de l'originale (LLL1), mais les autres sous bandes hautes fréquences sont très moins reconnaissables pour l'originale. Il y a eu concentration de l'énergie par rapport à forme bidimensionnelle.

Les paramètres fixés par la suite : seuil=5, pas de quantification=10. Le codage le plus adapté à nos enregistrements a été appliqué (RLE optimisée).

5.3.3. Résultats de la compression 3D

La figure 4.23.b montre la qualité visuelle du signal ECG « 100 » reconstruit par compression/décompression 3D. On remarque que ce signal est presque identique à l'enregistrement original (figure 4.23.a). L'erreur de reconstruction est très faible (figure 4.23.c).



(a) ECG original, (b) ECG reconstitué, (c) Erreur de reconstitution.

Figure 4.23 : Compression/décompression 3D de l'enregistrement 100.

Nous avons comparé les résultats de compression 3D avec ceux en 1D et 2D. Le tableau 4.6 montre la bonne efficacité de compression utilisant le format 3D.

Enregistrement	Algorithme de compression 1D		Algorithme de compression 2D		Algorithme de compression 3D	
	CR	PRD	CR	PRD	CR	PRD
100	8.39	2.21	8.52	2.54	12.72	2.66
103	7.67	2.86	8.55	2.35	11.92	2.13
109	6.30	0.81	9.13	1.17	12.08	2.07
113	8.95	3.18	7.96	2.65	13.45	3.71
117	7.29	1.49	8.24	2.29	11.74	2.08
119	6.36	2.70	6.94	2.58	11.34	2.78
121	8.20	0.55	9.63	2.43	10.27	2.64
124	7.44	1.37	8.33	1.86	11.56	2.17
Moyenne	7.57	1.89	8.41	2.35	11.88	2.87

Tableau 4.6 : Comparaison des résultats aux formats 1D, 2D et 3D.

Nous avons comparé aussi, nos résultats obtenus avec d'autres méthodes (tableau 4.7). L'algorithme de Hilton (1997) [59] est basé sur la compression des signaux ECG par paquets d'ondelettes. Le deuxième algorithme est celui de Djohan et al (1995) [60], il est basé sur la compression des signaux ECG par la transformée en ondelette symétrique discrète. Enfin l'algorithme de Daniel et al (2007) [61], basé sur la compression des signaux ECG par la transformée des polynômes de Jacobi

Algorithme	CR	PRD
Algorithme proposé	11.74	2.08
Hilton [59]	8.00	2.6
Djohan et al [60]	8.00	3.9
Daniel et al [61]	11.57	13.91

Tableau 4.7 : Comparaison de l'algorithme de compression proposé avec d'autres algorithmes pour l'enregistrement 117.

Les résultats obtenus de notre algorithme de compression offrent moins de déformations visuelles dans le signal reconstitué (PRD) et meilleur taux de compression (CR) par rapport aux autres méthodes citées.

Conclusion

Dans ce dernier chapitre, nous avons développé un algorithme de compression des signaux ECG pour trois formes de dimensions. Le premier algorithme exploite la corrélation entre les battements en utilisant une approche unidimensionnelle. Les avantages principaux de cette méthode sont la mise en œuvre facile et un traitement rapide et une garantie de qualité du signal reconstitué. Le second algorithme utilise la corrélation entre les battements adjacents et entre les pixels adjacents en utilisant une stratégie bidimensionnelle. Cette approche résulte un taux de compression élevé par rapport à la compression ECG en approche unidimensionnelle. Le dernier algorithme consiste à exploiter la corrélation entre les voxels adjacents dans les trois directions à partir l'utilisation de la stratégie tridimensionnelle. Cette dernière permet de donner des résultats très efficaces (CR élevé et PRD faible).

CONCLUSION GENERALE

Il est très important d'appliquer la compression aux signaux biomédicaux ECG afin de réduire les coûts de stockage et de transmission à travers les canaux de communication modernes. Le présent travail est orienté vers l'évaluation des critères généraux de compression (taux de compression et erreur de restitution) des signaux ECG basée sur la conversion 1D/3D. On insiste particulièrement sur les techniques de compression par la conversion basée sur le changement de la dimension et les transformées en ondelettes.

Dans ce cadre, trois approches de compression des signaux ECG ont été proposées 1D, 2D et 3D. Le travail présenté a été structuré autour de quatre chapitres essentiels. Dans le premier chapitre, nous avons exposé des notions générales sur les signaux ECG. Un panorama sur les techniques de compression de données sans perte et avec perte existantes actuellement dans le domaine de compression a été exposé au deuxième chapitre. Il a été introduit par la suite la théorie des ondelettes continues et discrètes dans les trois dimensions 1D, 2D et 3D. Enfin, une étude, une évaluation et une comparaison entre les performances de nos trois approches de compression ont été réalisées.

L'efficacité de compression s'accroît tout en ajoutant une dimension de plus (jusqu'à 3). Ceci est dû à la forte corrélation existante entre deux voxels adjacents dans les trois directions (3D) contre une bonne corrélation existante entre deux battements adjacents (2D) ou une bonne corrélation existante entre deux échantillons voisins (1D).

La conversion 1D/2D est basée sur le remplissage des différents battements ligne après ligne. Pour obtenir une longueur commune pour tous les segments, on doit ajouter un nombre approprié de valeurs constantes données par amplitude moyenne de chaque intervalle. Ces derniers seront éliminés dans la phase de reconstruction. Le processus de conversion 1D/3D consiste à remplir tout le volume ligne par ligne de haut à bas et plan par plan.

La phase d'extraction des ondes R (utilisant le procédé de Pan et Tompkins) est très utile pour le changement de dimensions, parce que les enregistrements ECG sont pseudo périodiques.

Afin d'améliorer le taux de compression, nous avons développé une nouvelle technique de compression qu'on a appelé RLE optimisé (nouvelle variante RLE).

Les résultats obtenus ont montré que l'approche 3D est très efficace et plus performante en matière de taux de compression et fidélité de reconstruction.

Ces résultats sont évidemment préliminaires, mais très encourageants. C'est pour cela on espère combiner dans le futur cette approche avec des algorithmes existants tels que EZW, SPIHT,...

BIBLIOGRAPHIE

- [1] X. Zhou, "ECG compression algorithms comparisons among EZW: Modified EZW and wavelet based linear prediction", Thèse de doctorat es sciences, Université de Binghamton, 2004.
- [2] S. Ktata, K. Ouni, "Comparaison des Méthodes de Compression Appliquées aux Electrocardiogrammes", Conférence International: Sciences of Electronic Technologies of Information and Télécommunications, CIGI 05, 22-26 Mars, TUNISIA, 2009.
- [3] A. Hodni, "Analyse du signal ECG par réseaux de neurones récurrents", Mémoire de Magister en Traitement du Signal, Université de Constantine, Algérie, 2009.
- [4] R. Dubois, "Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies en électrocardiographie", Thèse de doctorat en Electronique, Université de Paris 6, France, 2004.
- [5] H. Serhal, "Détection de l'activité cardio-pulmonaire à distance et via l'Internet", Mémoire d'ingénieur CNAM en Electronique, Université de Libanaise, 2010.
- [6] K. Arbatni, "Réseaux de neurones appliqués à l'analyse et à la modélisation non linéaire du signal ECG", Mémoire de Magister en Traitement du Signal, Université de Constantine, Algérie, 2007.
- [7] M. Abozahhad, "ECG Signal Compression Using Discrete Wavelet Transform", Vice Dean for Graduate Studies, vol. 08, pp. 143-168.
- [8] A. Cabasson, "Estimation et analyse des intervalles cardiaques", Thèse Doctorat en Traitement du Signal et des Images, Université Sophia Antipolis, 2008.
- [9] M. Chauvin, A. Leenhardt, "Electrocardiogramme : indications et interprétation".
- [10] R.V. Andreao et al, "Transformée en ondelettes et modèles de Markov cachés pour la segmentation automatique du signal ECG", Soutien financier du gouvernement Brésilien, N°266, pp. 99-103.
- [11] F. Portet, "Pilotage d'algorithmes pour la reconnaissance en ligne d'arythmies cardiaques", Thèse Doctorat en Informatique, Université de Rennes1, 2005.
- [12] A. Belghobsi, "Réseaux de neurones appliqués à la modélisation et à la compression du signal ECG", Mémoire de Magister en Traitement du Signal, Université de Constantine, Algérie.

- [13] M. Altuve, “Détection multi variée des épisodes d’apnée bradycardie chez le prématuré par modèles semi Markovien cachés”, Thèse Doctorat en Traitement du signal et télécommunications, Université de Rennes1, 2011.
- [14] M. L. Talbi, “Analyse et traitement du signal électrocardiographique (ECG)”, Thèse Doctorat en Traitement du signal, Université de Constantine, Algérie, 2011.
- [15] D. Tchiotsoy, “Modélisations polynomiales des signaux ECG : Applications à la compression”, Thèse Doctorat en Automatique et Traitement du Signal, Université de Nancy, 2007.
- [16] F. Leprette, V. Hacault, V. Péreira, “Compression de données”, décembre 2004.
- [17] S.Maadi, Y. Peneveyre, C. Lambercy, Services de téléinformatique.
- [18] M. Benabdellah, “Outils de compression et de crypto compression : Applications aux images fixes et vidéo”, Thèse Doctorat en Télécommunications et Multimédia, Université de Mohammed Agdal, 2007.
- [19] V. Beaudoin, “Développement de nouvelles techniques de compression de données sans perte”, Thèse Maître ès sciences en Sciences et génie, Université Laval, 2008.
- [20] J. Taquet, “Techniques avancées pour la compression d’images médicales”, Thèse Doctorat en Traitement du signal et Télécommunications, Université de Rennes1, 2011.
- [21] N. Degroodt, “Introduction à la Compression de Données”, mars 2009.
- [22] R. Dumont, Support Compression et Stockage.
- [23] M. Jatou, Compression de fichiers, IICT.
- [24] A. Masmoudi, M. S. Bouhlel, “Un nouvel algorithme de compression exploitant le codage arithmétique en lui introduisant de nouveaux paramètres de codage”, ISBS Institut Supérieure de Biotechnologie de Sfax, Tunis.
- [25] T. Tao, A. Mukherjee, “LZW Based Compressed Pattern Matching”, School of Electrical Engineering and Computer Science, USA.
- [26] Z. E. Baarir, A. Ouafi, “Etude de la transformée en ondelettes dans la compression d’images fixes”, Courrier du Savoir, N°05, pp. 69-74, 2004.
- [27] B. Gosselin, La quantification des Signaux, Université de Mons, 2002.
- [28] J. Wonner, Quantification vectorielle, décembre 2009.

- [29] N. Moreau, “Outils pour la compression Application à la compression des signaux audio”, ISSN, Novembre 2009.
- [30] M. Geist, O. Pietquin, G. Fricout, “Astuce du Noyau et Quantification Vectorielle”, IMS, France.
- [31] Ph. Ravier, “L’enseignement des ondelettes : une ouverture sur l’industrie par la norme JPEG2000”, LESI, vol. 12, ORLEANS.
- [32] P. Bourgeat, “Segmentation d’images de semi conducteurs appliquée à la détection de défauts”, Thèse Doctorat en Instrumentation et Informatique de l’Image, Université de Bourgogne, 2004.
- [33] B. Meriane, “Analyse du signal de parole par les ondelettes : Application aux mots isolés”, Mémoire de Magister en Électronique, Université de Batna, Algérie, 2009.
- [34] A. Graps, “An introduction to wavelets”, IEEE Institute of Electrical and Electronics Engineers, vol. 2, N°02, 1995.
- [35] V. Simard, “Transformée en ondelettes pour un système d’acquisition de signaux corticaux implantable”, Thèse Maître ès sciences en Génie Électronique, École Polytechnique de Montréal, 2005.
- [36] I. Daubechies, Ten lectures on wavelets, 1992.
- [37] S. Mezghani, “Approches multi échelles de caractérisation tridimensionnelle des surfaces : Applications aux procédés d’usinage”, Thèse Doctorat en Mécanique, École Centrale de Lyon, France, 2005.
- [38] H. B. Cattin et al, “3D Médical image coding using separable 3D wavelet decomposition and lattice vector quantization”, PHRC Programme Hospitalier de Recherche Clinique, Lyon, France.
- [39] L. Belhadef, Z. Mekakia1, “Technique de compression des images médicales 4D”, USTO-MB, Algérie.
- [40] Y. Gaudeau, “Contributions en compression d’images médicales 3D et d’images naturelles 2D”, Thèse Doctorat en Traitement du Signal et Génie Informatique, Université de Nancy, 2006.
- [41] A. Boudjelal, “Méthode de débruitage des images à multi copies bruitées via la transformée en ondelettes”, Mémoire de Magister en Communication, Université de M’sila, Algérie, 2010.

- [42] M. Maamoun et al, "VLSI Design of 2D discrete wavelet transform for area efficient and high speed image computing, world academy of science", Engineering and Technology, vol. 45, pp. 538-543, 2008.
- [43] G. Savaton et al, "Design of a flexible: reusable hardware component for the 2D discrete wavelet transform", CNRS Centre de Recherche UBS Rue de Saint Maudé, vol. 21, N°02, pp. 157-178, 2004.
- [44] M. Ouahioune et al, "Adaptation du codage SPIHT à la transformée en ondelettes 3D pour la compression d'images hyper spectrales", SETIT Sciences of Electronic, Technologies of Information and Télécommunications, vol 17, 2012.
- [45] M. Misiti et al, "Wavelets and their applications", Editions ISTE, 2007.
- [46] F. Truchetet, "Ondelettes pour le signal numérique, Editions Hermès", Paris, 1998.
- [47] M. Misiti et al, "Wavelet toolbox", Math Works, version 1, 1996.
- [48] N. Morizet, "Initiation aux ondelettes", REE, N° 9, pp. 90-99, Octobre 2006.
- [49] B. Delyon, "Ondelettes orthogonales et biorthogonales", IRMAR, 2010.
- [50] J. Demaeyer, M. Bebronne, S. Forthomme, "Les Ondelettes", SVT, Bruxelles.
- [51] MIT-BIH Arrhythmia Database: www.physionet.org.
- [52] N. V. Thakor, J. G. Webster, W. J. Tompkins, "Estimation of QRS Complex Power Spectra for Design of a QRS Filter", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 31, pp. 702-706, 1984.
- [53] J. Pan, W. J. Tompkins, "A real time detection algorithm", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 32, N°03, pp. 203-236, 1985.
- [54] R. Besrou, Z. Lachiri, N. Ellouze, "Détection de l'onde R d'un électrocardiogramme basée sur le produit multi échelle", Conférence International: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Télécommunications, CIGI 04, 25-29 Mars, TUNISIA, 2007.
- [55] M. Adnane, Z. Jiang, S. Choi, "Development of QRS detection algorithm designed for wearable cardio respiratory system", ELSEVIER computer methods and programs in biomedicine, vol. 93, pp. 20-31, 2008.
- [56] R. G. Lee et al, "A novel QRS detection algorithm applied to the analysis for heart rate variability of patients with sleep apnea", IEEE Institute of Computer and Communication Engineering, Vol. 17, N°05, pp. 258-262, October 2005.

- [57] K. Vanisree et al, "Automatic detection of ECG RR interval using discrete wavelet transformation", IJCSE International Journal on Computer Science and Engineering, Vol. 3, N°03, pp. 1599- 1605, 2011.
- [58] I. B. Ciocoiu, "ECG Signal Compression Using 2D Wavelet Foveation, International Journal of Advanced Science and Technology", Vol. 13, pp. 15- 26, 2009.
- [59] M. L. Hilton, "Wavelet and wavelet packet compression of electrocardiograms. IEEE Transactions on Biomedical Engineering", Vol. 44, N°05, pp. 394-402. 1997.
- [60] A. Djohan, T.Q. Nguyen, W.J. Tompkins, "ECG Compression using discrete symmetric wavelet transforms", Conference International, IEEE Medicine and Biology, CIGI 17, 1995.
- [61] D. Tchiotsop et al, "ECG data compression using Jacobi polynomials", Conference International, IEEE EMBS, CIGI 29, 23-26 Out, Lyon, France, 2007.

**MEMOIRE DE FIN D'ETUDES POUR L'OBTENTION DU DIPLOME DE
MASTER EN ELECTRONIQUE**

Option: Systèmes de Télécommunications Numériques

Proposé et dirigé par : Mr. N. BOUKHENNOUFA

Etudié par : R. MOUKHTARI

**Thème : Compression des signaux ECG volumétriques basée sur les
transformées en ondelettes**

Résumé

La compression des signaux ECG trouve encore plus d'importance avec le développement de la télémédecine. En effet, la compression permet de réduire considérablement les coûts de la transmission des informations médicales à travers les canaux de télécommunication. Notre objectif dans ce mémoire est d'élaborer des méthodes de compression des signaux ECG à base de la conversion 1D/3D.

Pour commencer, nous avons étudié les caractéristiques des signaux ECG, ainsi que différentes techniques de compression de données sans perte et avec perte existantes actuellement. Nous avons abordé par la suite, les fondements théoriques des transformées en ondelettes, en étudiant successivement leurs natures dans les trois dimensions 1D, 2D et 3D. La conversion du signal ECG consiste d'abord à segmenter ce signal en cycles cardiaques après détection des intervalles RR.

Aussi une nouvelle approche de compression sans perte a été proposée (RLE optimisé), elle sert à augmenter le taux de compression. Les résultats obtenus ont montré la bonne efficacité de nos algorithmes de compression surtout dans le format 3D (taux de compression élevés et erreurs de reconstruction minimales).

Mots clés

ECG, Détection RR, Transformée en ondelettes, Taux de compression, PRD