

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



**Université de Batna 2**  
**Faculté de Technologie**  
**Département d'Électronique**



**THÈSE**

**Présentée pour l'obtention du diplôme de**  
**DOCTORAT en SCIENCES**  
**Spécialité: Électronique**

**OPTION**

*Contrôle*

**Par**

**BENDIFALLAH Ahmed**

**Thème**

---

**CONTRIBUTION A L'ELABORATION ET LA MISE EN  
ŒUVRE D'ALGORITHMES POUR LA COMPRESSION DES  
SIGNAUX UNIDIMENSIONNELS**

---

**Soutenue le 05/01/2017**

**Devant le jury composé de :**

BOUGUECHAL Nouredine	Prof.	Université de Batna 2	Président
BOULEMDEN Mohamed	Prof.	Université de Batna 2	Rapporteur
BENOUDJIT Nabil	Prof.	Université de Batna 2	Examineur
BENAKCHA Abdelhamid	Prof.	Université de Biskra	Examineur
SBAA Salim	M.C.A.	Université de Biskra	Examineur
BOUGUEZEL Saad	Prof.	Université de Setif 1	Examineur

**Année Universitaire 2016/2017**

*À mes chers parents*  
*À ma chère femme*  
*À mes chers enfants*  
*À mes frères et mes sœurs*

# Remerciements

Je remercie avant tout Allah pour m'avoir donné la santé, et la patience pour achever ce travail.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance envers le professeur Boulemden Mohamed d'avoir accepté de diriger mes travaux de thèse, de son encouragement et de ses conseils et orientations qui ont contribué à la rédaction de ce document.

Je remercie le professeur BOUGUECHAL Nouredine de m'avoir fait l'honneur de présider le jury de cette thèse.

Je remercie les membres du jury : le professeur BENOUDJIT Nabil, le professeur BENAKCHA Abdelhamid, le docteur SBAA Salim et le professeur BOUGUEZEL Saad d'avoir accepté à consacrer un peu de leur temps pour lire et juger ce travail.

Je remercie également mon ami le professeur Benzid redha pour son aide inestimable et son soutien.

# Table des matières

Remerciements.....	i
Table des matières .....	ii
Liste des Abréviations .....	iv
Résumé.....	vi
Abstract.....	vii
ملخص.....	viii

## Introduction Générale

Introduction Générale .....	1
-----------------------------	---

### Chapitre 1 : Notions d'Electrocardiographie et de Phonocardiographie

1.1 Introduction.....	4
1.2 Position du cœur .....	4
1.3 Anatomie du Cœur .....	4
1.3.1 Chambres et Valves Cardiaques .....	5
1.4 Système Cardiovasculaire.....	6
1.4.1 Circulation Pulmonaire.....	7
1.4.2 Circulation Systémique.....	7
1.5 Cycle Cardiaque.....	7
1.6. Electrophysiologie Cardiaque.....	8
1.6.1 Potentiel de Repos .....	10
1.6.2 Potentiel d'Action .....	11
1.6.3 Déroulement d'un Potentiel d'Action.....	11
1.6.4 Conduction Cardiaque .....	13
1.7 L'électrocardiographie.....	15
1.7.1 Fonctions d'un ECG .....	15
1.7.2 L'ECG à 12 Dérivations .....	15
1.7.3 Caractéristiques d'un ECG Normal .....	18
1.7.4 Axe électrique du Cœur .....	21
1.7.5 ECG Ambulatoire .....	22
1.8 Sons Cardiaques.....	23
1.9 Genèse des Sons Cardiaques.....	23
1.10 Souffles Cardiaques .....	26
1.11 Enregistrement des Signaux PCG.....	27

### Chapitre 2: Etat de l'Art des Techniques de Compression des Signaux Cardiaques

2.1 Introduction.....	28
2.2 Evaluation d'une Technique de Compression .....	29
2.2.1 Fidélité de Reconstruction .....	29
2.2.2 Taux de Compression .....	30
2.2.3 Complexité de l'Algorithme de Compression .....	31
2.3 Méthodes de Compression de l'ECG.....	31
2.4 Méthodes de Compression 2D.....	31
2.5 Méthodes de Compression 1D.....	33
2.5.1 Méthodes Temporelles.....	33
2.5.2 Méthodes Transformationnelles .....	35
2.5.3 Méthodes d'Extraction de Paramètres .....	45
2.6 Méthodes de compression du Signal PCG.....	47
2.7 Conclusion .....	49

### Chapitre 3: Algorithme de Compression du Signal ECG à Base de la DCT

3.1 Introduction.....	50
3.2 Transformée en Cosinus Discrète .....	50
3.3 Quantification .....	52
3.3.1 Quantification Scalaire .....	53
3.3.2 Quantificateur Scalaire Optimal .....	54
3.4 Quantificateur Scalaire Uniforme .....	55
3.4.1 Quantificateur Midtread.....	55
3.4.2 Quantificateur Midrise.....	56
3.4.3 Quantificateur Uniforme avec Zone Morte .....	57
3.4.4 Quantification des Coefficients DCT du Signal ECG .....	58
3.5 Codage Sans Perte .....	59
3.5.1 Codage Arithmétique.....	59
3.6 Présentation de la Méthode.....	62
3.6.1 Codage des Différentes Données.....	63
3.6.2 Mesure de Performance .....	65
3.7 Résultats.....	65
3.7.1 Evaluation Visuelle.....	65
3.7.2 Comparaison avec d'Autres Travaux .....	67
3.8 Amélioration de la Méthode de Codage Sans Perte .....	70
3.8.1 Codage par SPECK.....	71
3.8.2 Codage des Coefficients DCT par SPECK.....	79
3.8.3 Résultats Obtenus .....	79
3.9 Conclusion .....	81

### Chapitre 4 : Algorithme de Compression du Signal PCG à Base de la DWT

4.1 Introduction.....	82
4.2 Transformée en Ondelettes Continue .....	82
4.3 Transformée en Ondelettes Discrète.....	83
4.4 Analyse Multirésolution .....	83
4.4.1 Espace des Approximations et des Détails .....	84
4.4.2 Transformée en Ondelettes Rapide.....	87
4.4.3 Transformée en Ondelette Rapide Inverse .....	87
4.5 Transformée en Ondelettes et Signaux Discrets Finis .....	88
4.6 Transformées en Ondelettes Non-Expansives .....	89
4.6.1 Exemples d'Application d'une Transformée de l'Extension Symétrique ....	93
4.7 Algorithme de SPIHT .....	95
4.7.1 Algorithme de Codage.....	96
4.7.2 Algorithme de Décodage .....	103
4.8 Compression de Données à Base de Dictionnaire et Masquage de Bit .....	107
4.9 Méthode Proposée.....	109
4.9.1 Schéma de Codage.....	109
4.9.2 Application à la Compression du Signal PCG.....	111
4.10 Résultats Expérimentaux .....	112
4.11 Conclusion .....	117

### Conclusion générale

Conclusion générale.....	118
--------------------------	-----

## Liste des Abréviations

AV	Atrio-Ventriculaire
AVQ	Adaptive Vector Quantization
AZTEC	Amplitude Zone Time Epoch Coding
CORTES	Coordinate Reduction Time Encoding System
CR	Compression Ratio
CS	Compressed Sensing
DCT	Discrete Cosine Transform
DFT	Discrete Fourier Transform
DWPT	Discrete Wavelet Packet Transform
DWT	Discrete Wavelet Transform
ECG	ElectroCardioGramme
EPE	Energy Packing Efficiency
EZW	Embedded Zero tree Wavelet
FIR	Finite Impulse Response
FT	Fourier Transform
HAS	Half Sample Antisymmetry
HSS	Half Sample Symmetry
IIR	Infinite Impulse Response
JPEG	Joint Photographic Expert Group
KLТ	Karhunen Loeve Transform
LIP	List of Insignificant Point
LIS	List of Insignificant Set
LP	Linear Prediction
LSP	List of Significant Pixels
LZ	Lempel-ZIV
LZW	Lempel-Ziv-Welch
MEZW	Modified EZW
NZ_DCT	Non Zero DCT coefficient
OPS	Odd Period Symmetric
PCA	Principal Component Analysis
PCG	PhonoCardioGramme
PDNZ	<b>P</b> osition du <b>D</b> ernier <b>N</b> on <b>Z</b> éro coefficient
PPG	PhotoPlethysmoGram
PRD	Percent Root square Difference
QMF	Quadrature Mirror Filter

RLE	Run Length Encoding
ROI	Region Of Interest
SAPA	Scan Along Polygonal Approximation
SET	Symmetric extension transform
SoC	System on a Chip
SPECK	Set Partitioning Embedded bloCK
SPG	Strain-gauge PlethysmoGram
SPIHT	Set Partitioning In Hierarchical Trees
SVD	Singular Value Decomposition
TC	Table de Correspondance
TP	Turning Point
UPRD	User PRD
VKTP	Vector K-Tree Partitioning
VQ	Vector Quantization
WDD	Weighted Diagnostic Distortion
WEDD	Wavelet Energy based Diagnostic Distortion
WSA	whole Sample Antisymmetry
WSS	Whole Sample Symmetry
WT	Wavelet Transform
WWPRD	Wavelet Weighted PRD

## Résumé

Le but de cette thèse est l'élaboration d'algorithmes de compression pour les signaux cardiaques, tout en garantissant une reproduction cliniquement acceptable avec des taux de compression aussi élevés que possible.

Les signaux ElectroCardioGramme (ECG) et PhonoCardioGramme (PCG) sont les signaux les plus utilisés pour représenter l'activité cardiaque, et par leur analyse, on peut faire un diagnostic fiable sur l'état de santé du cœur.

Un besoin de compression de ces signaux s'est manifesté pour permettre le stockage des enregistrements pour de longues périodes, ainsi que leur transmission sans fil en présence d'une limitation de ressources en puissance ou en bande passante.

Deux techniques de compression ont été élaborées, la première concerne le signal ECG, et est basée sur l'utilisation de la transformée en cosinus discrète. Un étage de quantification linéaire à zone morte est appliqué aux coefficients de la DCT permettant par là même de produire une redondance exploitable par le biais d'un codage sans perte afin de réduire la taille des signaux ECG. Le codage fait appel à un codeur SPECK (Set Partitioning Embedded bloCK) et un autre statistique. La seconde technique de compression concerne le signal PCG; elle est basée sur l'utilisation de la transformée en ondelettes discrète. Les coefficients de la DWT sont codés d'une manière efficiente en utilisant la technique de codage progressive de type SPIHT (Set Partitioning In Hierarchical Trees) suivie de la technique de masquage de bit qui apportera une compression supplémentaire au flux de bits généré par l'algorithme de SPIHT. Des comparaisons avec d'autres méthodes de compression des signaux cardiovasculaire récentes citées dans la littérature scientifique afférant au domaine de la compression des données confirment la valeur de notre contribution.

**Mots clés :** ECG, PCG, Transformée, Ondelettes, Cosinus Discrète, Compression, codage arithmétique, SPIHT, SPECK, masquage de bits.

## **Abstract**

The aim of this thesis is to develop compression algorithms for cardiovascular signals while maintaining clinically acceptable reproduction with compression ratios as high as possible.

The ElectroCardioGram (ECG) signals and phonocardiogram (PCG) are the most used signals representing cardiac activity, and their analysis can reveal the state of cardiac health.

Data compression has arisen to allow storage of PCG and ECG records for long periods and their wireless transmission in the presence of resource limitation in power or bandwidth.

Two compression techniques have been developed, the first concerns the ECG signal, and is based on the use of discrete cosine transform. A dead zone linear quantization stage is applied to the DCT coefficients to produce an exploitable redundancy through a lossless coding to reduce the size of the ECG signals. The encoding stage can be realized by two types of coder: an entropic coder or a SPECK (Set Partitioning Embedded Block) coder.

The second compression technique is dedicated to PCG signals; it is based on the use of the discrete wavelet transform. The coefficients of the DWT are coded in an efficient manner using progressive coding technique like SPIHT (Set Partitioning In Hierarchical Trees) followed by bit masking technique that will provide additional compression to the bit stream generated by the SPIHT algorithm.

Comparisons with other recent compression methods of cardiovascular signals mentioned in the relevant scientific literature in the field of data compression confirm the value of our contribution.

**Keywords:** ECG, PCG, transform, Wavelets, Discrete Cosine, compression, arithmetic coding, SPIHT, SPECK, bitmask.

## ملخص

الهدف من هذه الرسالة هو تطوير خوارزميات لضغط إشارات القلب مع القدرة على إعادة إنتاجها بصورة مقبولة طبيا وبأعلى نسب ضغط ممكنة.

المخطط الكهربائي (ECG) و الصوتي (PCG) للقلب هي الإشارات الأكثر استخداما لتمثيل نشاط القلب، وتحليلها يمكن أن يكشف عن حالة صحة القلب.

ظهرت الحاجة إلى ضغط إشارات ECG و PCG للسماح بتخزين تسجيلات لفترات طويلة وكذا بثها لاسلكيا في حالة وجود قيود على استطاعة البث أو على عرض النطاق الترددي.

و قد قمنا بإعداد تقنيتين لضغط إشارات القلب:

الأولى تخص التخطيط الكهربائي للقلب، وتعتمد على استخدام التحويل DCT. معاملات التحويل DCT تمر عبر مكتم خطي ذي منطقة ممتدة، هذه المرحلة تتسبب في خلق تكرار في المعاملات يمكن استغلاله بواسطة تشفير بدون ضياع. عملية التشفير تستند على طريقتين: أحدها تعتمد توزيع المعاملات على مجموعات وتشفيرها بتقنية تسمى SPECK و الأخرى تعتمد على التوزيع الاحصائي للمعاملات.

الثانية تخص التخطيط الصوتي للقلب وتعتمد على استعمال التحويل DWT. معاملات هذا الأخير تكتم و تشفر في أن واحد باستعمال ترميز هرمي تدريجي يدعى SPIHT يليه تشفير آخر يستعمل تقنية القاموس مع قناع البت.

مقارنات مع أساليب ضغط أخرى حديثة لإشارات القلب و المذكورة في المقالات العلمية ذات الصلة في مجال ضغط البيانات تؤكد قيمة مساهمتنا.

**كلمات مفتاحية:** ECG, PCG, التحويلات, الموجات, جيب التمام المتقطع, ضغط الإشارات, التشفير الحسابي, SPIHT, SPECK, قناع البت.

# Introduction Générale

## *Introduction Générale*

De nos jours les Maladies CardioVasculaires (MCV) représentent un défi majeur que la médecine moderne se doit de relever faute de quoi il y va de la santé et du bien-être d'une bonne partie, hélas chaque jour grandissant un peu plus, de la population mondiale. C'est un problème de santé planétaire dont les conséquences sociales, économiques et financières pourraient s'avérer cataclysmiques non seulement de par son impact négatif sur la viabilité des systèmes de santé de par le monde, mais également et peut-être surtout à cause de leur incidence négative sur la morbidité et la mortalité qu'elles induisent.

La menace est d'une telle ampleur que l'OMS (Organisation Mondiale de la Santé) a élaboré un programme qui s'articule autour de la prévention, la prise en charge et le suivi des maladies cardiovasculaires (MCV) à l'échelle mondiale. Le travail que nous proposons s'inscrit dans le cadre de cette vision globale. En effet, la détection et l'identification des problèmes cardiaques potentiels, implique l'analyse d'énormes quantités de données issues d'appareils de surveillance cardiovasculaires. Notre objectif est de parvenir à réduire substantiellement le coût inhérent au stockage de ces données par l'implantation de techniques de compression adéquates.

Certes, la tâche qui consiste à mesurer et évaluer en temps réel et à long terme les signaux cardiovasculaires est une opération coûteuse mais incontournable quand il s'agit de dépister, diagnostiquer et surveiller l'évolution des maladies cardiovasculaires. A cet égard, les appareils de surveillance ECG (Electrocardiogramme) et PCG (Phonocardiogramme) représentent un outil de grande importance, et contribuent grandement à rendre cette stratégie de surveillance en temps réel chaque jour plus efficace. Cependant, cette veille quasi permanente résulte malheureusement en une prolifération de données telle que l'ensemble des systèmes de traitement, stockage et transmission risquent de devenir tout simplement inopérants.

A titre d'exemple, il faut savoir qu'un signal ECG à 12 dérivations à moyenne ou haute résolution, ou encore les signaux générés par les processus de Vectocardiographie et autres sont numérisés à des taux d'échantillonnage allant de 100 à 1000 Hz dans une gamme de résolution allant de 8 à 12 bits par échantillon. Ce travail de numérisation résulte en une masse de données très importante, considérant bien entendu le fait que cette procédure se fait de manière répétitive pour un grand nombre de malades et patients potentiels, chaque jour et, pour la plupart des cas, durant de longues périodes de temps.

Les signaux PCG quant à eux sont numérisés avec une résolution encore plus élevée allant de 8 à 16 bits et avec une fréquence d'échantillonnage dans un intervalle de 2000 à 22050 Hz puis stockés au format WAV. Signalons en passant qu'au cours des dernières années, des enregistreurs ECG miniaturisés permettent l'enregistrement des signaux ECG en permanence pour les personnes présentant des risques de crises cardiaques. Les données sont transmises via des canaux de télécommunications spécialisés aux centres de diagnostic. C'est dire que les systèmes de surveillance ECG et PCG génèrent chaque année une quantité de données telle que les équipements de traitement et de transmission destinataires de ces données se trouvent, au mieux, en état de saturation et au pire inopérants. Pour bien fixer les idées, notons que qu'un signal PCG à canal unique numérisé tout au long d'une journée avec une fréquence d'échantillonnage de 22 kHz et une résolution de 16 bits, requiert un espace de stockage équivalent à  $24 * 60 * 60 * 22000 * 16 \text{ bits} \approx 3.54 \text{ Go}$ .

Bien sûr on pourrait, pour pallier à ce déficit de rapidité de calcul, de mémoire et de bande passante, augmenter la puissance des calculateurs, la capacité de stockage des mémoires ainsi que la capacité des canaux de transmission. Une telle démarche, même si elle est techniquement faisable relève de l'utopie particulièrement pour les pays sous-développés ou en voie de développement du fait du coût exorbitant qu'elle peut induire.

Il y a clairement là un besoin de compression qui puisse remédier au surplus de données sans introduire de distorsion clinique lors du stockage ou de la transmission des signaux traités. On procèdera selon le scénario suivant : un signal phonocardiogramme ou autre, est enregistré en continu pendant des heures, des jours voire même des semaines dans le but de capturer d'éventuels événements liés à l'hémodynamique cardiaque. Les données obtenues sont compressées puis stockées ou transmises à travers un canal de transmission. Plus tard, les données compressées sont récupérées sans perte d'information physiologique, décompressées puis exploitées selon les besoins cliniques. En outre, la pratique de la télémédecine en développement rapide va pleinement bénéficier de l'amélioration de la qualité et de la rapidité induites par les techniques de compression.

L'objectif que se fixe cette thèse consiste à développer de nouvelles techniques de compression pour les signaux ECG et PCG qui assurent à la fois des taux de compression élevés et une qualité de reconstruction cliniquement acceptable. Deux techniques de compression ont été élaborées, la première concerne le signal ECG, et la seconde le signal PCG. Des comparaisons avec d'autres méthodes de compression des signaux cardiovasculaires récentes citées dans la littérature scientifique afférant au domaine de la compression des données confirment la valeur de notre contribution.

L'organisation de la présente thèse s'articule autour de quatre chapitres. Un premier chapitre ayant pour objectif académique la définition des différents signaux cardiovasculaires, leurs origines et leurs caractéristiques à travers des rappels sur les notions d'anatomie et d'électrophysiologie du cœur.

Le deuxième chapitre portera sur l'état de l'art dans la compression des signaux cardiovasculaires. Une revue exhaustive des différentes techniques de compression appliquées aux signaux ECG et PCG est présentée. Les techniques de compression de l'ECG seront exposées avec beaucoup de détails, car historiquement c'est le signal ECG qui a suscité le plus d'intérêt dans le diagnostic des maladies cardiovasculaires. Par contre la compression du signal PCG n'est apparue que récemment dans les applications de surveillance de l'état de santé à domicile. Cette technique reste peu coûteuse car l'acquisition du signal PCG ne demande pas de compétences particulières.

Le troisième chapitre sera consacré à la présentation de la première technique de compression dédiée aux signaux ECG. Cette technique est basée sur l'utilisation de la transformée en cosinus discrète. Un étage de quantification linéaire à zone morte est appliqué aux coefficients de la DCT permettant par là même de produire une redondance exploitable par le biais d'un codage sans perte afin de réduire la taille des signaux ECG. Le codage fait appel à un codeur SPECK (Set Partitioning Embedded block) et un autre statistique.

Le quatrième et dernier chapitre est consacré à la présentation de la deuxième technique de compression dédiée aux signaux PCG. Cette technique est basée sur l'utilisation de la transformée en ondelettes discrète. Les coefficients de la DWT sont codés d'une manière efficiente en utilisant la technique de codage progressive de type SPIHT (Set Partitioning In Hierarchical Trees) suivie de la technique de masquage de bit qui apportera une compression supplémentaire au flux de bits généré par l'algorithme de SPIHT.

Enfin une conclusion générale dans laquelle nous procédons à une analyse appropriée des résultats obtenus mettant en relief l'apport de notre contribution dans le domaine de la compression des données tout en soulignant les perspectives futures de ce travail.

## Chapitre I

---

# Notions d'Electrocardiographie et de Phonocardiographie

### 1.1 Introduction

Le système cardio-vasculaire est composé du cœur et les vaisseaux sanguins qui facilitent la circulation du sang dans tout le corps. Les événements mécaniques du cycle cardiaque sont initiés et synchronisés par des événements électriques [1-4]. L'électrocardiographie et la phonocardiographie sont les éléments fondamentaux de l'évaluation cardiovasculaire. Ils sont les outils essentiels pour enquêter sur les arythmies cardiaques, et sont également utiles dans le diagnostic des troubles cardiaques. De ce fait, nous présentons un aperçu sur la nature et l'origine des différents signaux cardiaques en l'occurrence les signaux électrocardiogramme et phonocardiogramme.

### 1.2 Position du Cœur

Le cœur se situe sur la poitrine entre les poumons et derrière le sternum au-dessus du diaphragme. Sa taille est environ celle d'un poing, et son poids est d'environ 250-300g. Son centre est situé à environ 1.5 cm à gauche du plan sagittal médian. Situés au-dessus du cœur sont les grands vaisseaux: la veine cave supérieure et inférieure, l'artère pulmonaire et la veine, ainsi que l'aorte. La crosse de l'aorte se trouve derrière le cœur. L'œsophage et la colonne vertébrale se situent loin derrière le cœur [2]. Une vue d'ensemble est donnée à la figure 1.1.

Le cœur est une pompe musculaire puissante qui bat en moyenne 72 fois par minute, 100.000 fois par jour, et 22,5 milliards de fois durant une vie moyenne. Il pompe environ 140 ml de sang par battement, pour une puissance totale de 5 litres par minute. Chaque jour, le cœur pompe environ 7250 litres de sang. Cela est suffisant pour remplir une baignoire de taille moyenne d'environ 36 fois [3].

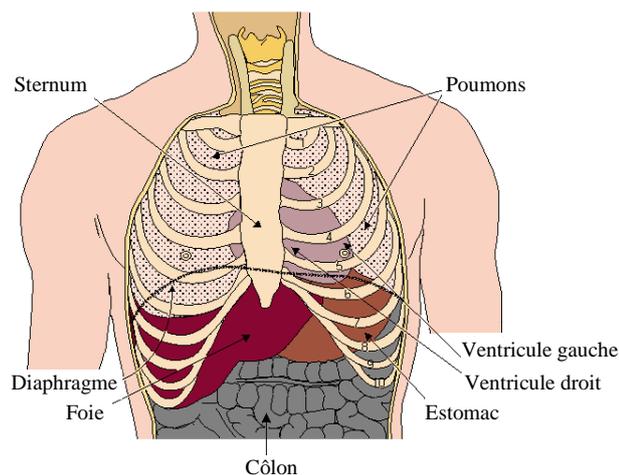


Figure 1.1: Position du Cœur dans le thorax [1].

### 1.3 Anatomie du Cœur

Le cœur entier est enfermé dans un sac de tissu appelé le péricarde. Ce sac est composé de deux couches pouvant se déplacer l'une sur l'autre: la couche externe est appelée la couche pariétale, et la couche intérieure est appelée la couche viscérale. Le péricarde

viscéral adhère intimement au cœur. Il est également désigné sous le nom épicaarde c'est la couche la plus externe du cœur. Le but du péricarde est de protéger le cœur contre l'infection et les chocs violents.

La paroi cardiaque est constituée de trois couches : l'endocarde, le myocarde et l'épicarde.

**L'épicarde** : c'est la couche extérieure, elle est mince et contient les vaisseaux coronaires.

**Le myocarde** : est la couche musculaire du milieu qui contracte le cœur.

**L'endocarde** : est la couche la plus interne, qui tapisse les surfaces intérieures des cavités cardiaques et les valves. C'est aussi là où les fibres de Purkinje sont situées.

### 1.3.1 Chambres et Valves Cardiaques

Le cœur est divisé en quatre chambres. Les chambres supérieures sont l'oreillette gauche et oreillette droite. Les chambres inférieures sont le ventricule gauche et le ventricule droit.

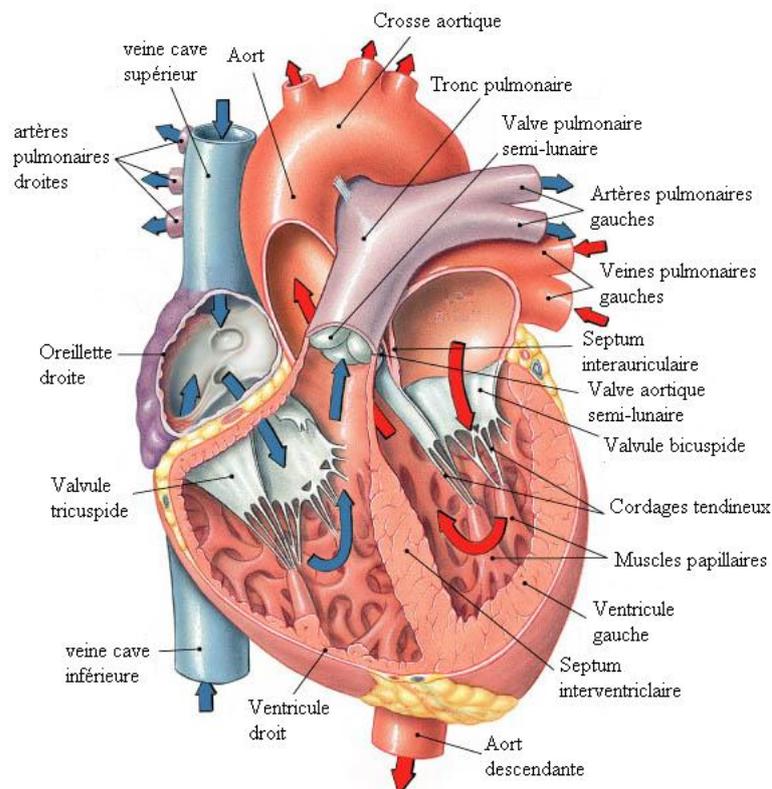


Figure 1.2: Chambres, valves et vaisseaux du cœur [5].

Entre les ventricules droit et gauche une séparation inter-ventriculaire connue sous le nom de **septum**. Le myocarde varie en épaisseur entre les chambres. Il est mince dans les oreillettes, épais dans le ventricule droit, et plus épais dans le ventricule gauche. Plus

l'épaisseur du myocarde d'une chambre est, plus est la contraction musculaire de cette chambre. Le ventricule gauche est parfois connu comme le "cheval de labour du cœur» en raison de son myocarde épaisse et puissante contraction musculaire.

Entre l'oreillette droite et le ventricule droit se trouve la valve tricuspide. Entre l'oreillette gauche et le ventricule gauche se trouve la valve mitrale (bicuspide). Ces deux vannes sont connus comme valves auriculo-ventriculaires, car elles séparent les oreillettes des ventricules. L'artère pulmonaire et l'aorte ont chacun une valve semi-lunaire. Ils sont appelés semi-lunaire car les clapets ressemblent à une demi-lune. Ces valves sont appelés la valve semi-lunaire aortique et la valve semi-lunaire pulmonaire. Les valvules semi-lunaires séparent les ventricules des artères conduisant aux poumons ou aux autres organes.

Les valves à sens unique dans le cœur gardent le sang coulé dans la bonne direction. Les volets ouvertes pour permettre au sang de circuler, alors proche pour empêcher le reflux de sang.

Les valves mitrale (bicuspide) et tricuspide séparent les oreillettes et les ventricules et empêchent le sang de refluer des ventricules aux oreillettes. Les valves semi-lunaires dans l'artère pulmonaire et de l'aorte empêchent le reflux du sang dans les ventricules.

#### 1.4 Système Cardiovasculaire

Le système cardio-vasculaire est formé par deux composantes principales: le cœur et les vaisseaux sanguins. Un troisième composant, le système lymphatique, ne contient pas de sang, mais sert toutefois comme fonction d'échange importante avec les vaisseaux sanguins.

Le cœur peut être considéré d'un point de vue fonctionnel comme étant deux pompes reliées avec les circulations pulmonaires et systémiques [2] (Figure 1.3)

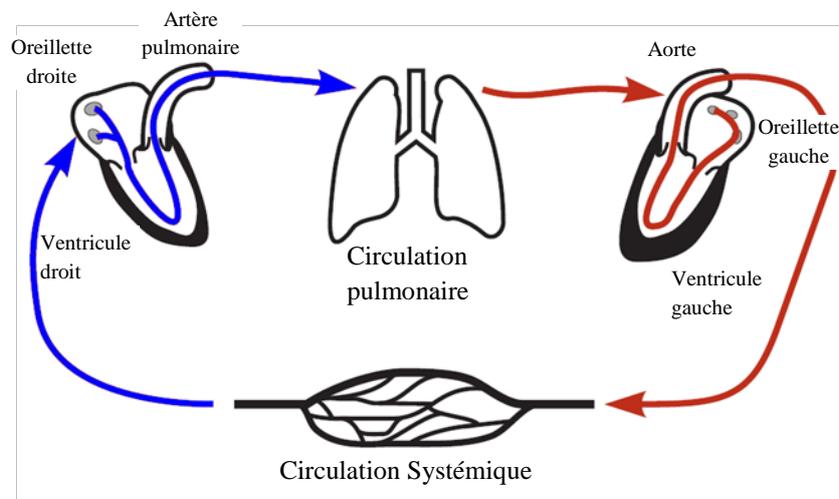


Figure 1.3: schéma du système cardiovasculaire [2].

### **1.4.1 Circulation Pulmonaire: Connexion Cœur Poumons**

Le sang désoxygéné entre l'oreillette droite par la veine cave supérieure et inférieure. Il se déplace à travers la valve tricuspide dans le ventricule droit. Le ventricule droit pompe le sang à travers la valve semi-lunaire pulmonaire dans l'artère pulmonaire, puis dans les poumons. Dans les poumons, le sang est oxygéné et il retourne au cœur par les veines pulmonaires dans l'oreillette gauche. L'oreillette gauche est la dernière étape de la circulation pulmonaire [3].

### **1.4.2 Circulation Systémique: Connexion Cœur et Corps**

Le sang oxygéné pénètre dans l'oreillette gauche et se déplace à travers la valve mitrale dans le ventricule gauche. Le ventricule gauche pompe le sang à travers la valve aortique semi-lunaire dans l'aorte; ce dernier fournit au sang la voie pour circuler à travers le corps. Dans l'organisme, l'oxygène dans le sang est échangé avec du dioxyde de carbone. Après avoir voyagé à travers le corps, le sang retourne désoxygéné vers le cœur par la veine cave supérieure et inférieure [3].

## **1.5 Cycle Cardiaque**

Le cycle cardiaque est divisé en deux catégories générales: la systole et la diastole. La systole se réfère à des événements associés à la contraction ventriculaire et d'éjection. La diastole se réfère au reste du cycle cardiaque à savoir la relaxation ventriculaire et le remplissage. Le cycle cardiaque est divisé en sept phases, commençant au moment où l'onde P apparaît. Ces phases sont: la systole auriculaire, la contraction isovolumétrique, l'éjection rapide, l'éjection réduite, la relaxation isovolumétrique, le remplissage rapide, et le remplissage réduit. Les événements associés à chacune de ces étapes sont décrites ci-dessous [2].

**Phase 1. Systole Auriculaire :** valves auriculo ventriculaires (AV) ouvertes ; valves aortiques et pulmonaires ouvertes.

Les oreillettes se contractent, l'augmentation de la pression fait conduire le sang des oreillettes vers les ventricules à travers les valves AV ouvertes. Le ventricule gauche se remplit de sang avec un volume de 120ml sous une pression allant de 8 à 12 mmHg.

**Phase 2. Contraction Isovolumétrique:** toutes les Valves sont fermées.

La pression intraventriculaire augmente et passe au-dessus de la pression auriculaire ce qui cause la fermeture des valves AV. La pression intraventriculaire monte rapidement sans aucune éjection de sang dans les artères aortiques ou pulmonaires. Le volume interventriculaire reste constant durant cette phase qui est par conséquent appelée contraction isovolumétrique.

**Phase 3. Ejection Rapide:** Valves Aortiques et pulmonaires ouvertes; Valves AV restent fermées.

Lorsque la pression intraventriculaire dépasse les pressions à l'intérieur de l'aorte et les artères pulmonaires, les valves aortiques et pulmonaires s'ouvrent et le sang est éjecté en dehors des ventricules. Tandis que le sang est éjecté et le volume du ventricule

décroît, les oreillettes continuent à se remplir de sang provenant des veines correspondantes.

**Phase 4. Ejection Réduite:** Valves Aortiques et pulmonaires ouvertes, les Valves AV restent fermées.

Les muscles du cœur commencent à se relaxer ce qui conduit à une éjection plus lente. La pression ventriculaire diminue légèrement, cependant le flux vers l'extérieur persiste encore grâce à l'énergie cinétique du sang qui aide le sang à se propulser dans l'aorte et l'artère pulmonaire. Les pressions auriculaires augmentent progressivement au cours de cette phase grâce au retour veineux continue dans les chambres auriculaires.

**Phase 5. Relaxation Isovolumétrique:** toutes les Valves fermées.

Le relâchement du myocarde entraîne une diminution des pressions ventriculaires et on atteint un point où l'énergie totale du sang dans les ventricules est inférieure à l'énergie du sang dans les voies d'évacuation. A ce point-là, les valves aortiques et pulmonaires se ferment brusquement. C'est la fin de la systole et début de la diastole.

**Phase 6. Remplissage Rapide:** Valves AV Ouvertes, Valves Aortiques et Pulmonaires fermées.

Lorsque les pressions ventriculaires tombent au-dessous de la pression auriculaire, les vannes AV s'ouvrent et le remplissage ventriculaire commence. Ce phénomène est passif et la contraction des atriums ne contribue qu'à environ 10 à 20 % du remplissage des ventricules.

**Phase 7. Remplissage réduit:** Valves AV Ouvertes, Valves Aortiques et Pulmonaires fermées.

La phase de remplissage réduite est la période durant la diastole lorsque le remplissage ventriculaire passif est en voie d'achèvement.

### 1.6. Electrophysiologie Cardiaque

L'électrophysiologie est le domaine qui étudie les activités électriques des cellules de l'organisme. Cette étude concerne notamment les cellules excitables telles les cellules nerveuses (neurones) et les cellules musculaires (les muscles cardiaques ou myocarde, les muscles striés).

Les cellules cardiaques, comme toutes les cellules vivantes dans le corps, ont un potentiel électrique à travers la membrane cellulaire. Ce potentiel peut être mesuré par l'insertion d'une microélectrode dans la cellule et à mesurer la différence de potentiel électrique en millivolts (mV) entre l'intérieur et l'extérieur.

Par convention, l'extérieur de la cellule est considéré comme 0 mV. Si les mesures sont prises avec un myocyte ventriculaire au repos, un potentiel de membrane d'environ -90 mV sera enregistré. Ce potentiel de repos est déterminé par les concentrations des ions chargés positivement et négativement, la perméabilité relative de la membrane cellulaire pour ces ions et les pompes ioniques qui transportent ces ions [2].

Du point de vue fonctionnel, le cœur est constitué de trois types de cellules [6]:

- Les cellules stimulatrices (pacemaker), c'est la source d'alimentation électrique du cœur.
- Les cellules de la conduction électrique, elles représentent les câbles électriques du cœur.
- Les cellules du myocarde, ce sont les machines contractile du cœur.

#### a) Cellules Pacemaker

Ce sont de petites cellules d'environ 5 à 10  $\mu\text{m}$  de long. Ces cellules sont capables de se dépolariser spontanément maintes et maintes fois. Le taux de dépolarisation est déterminé par les caractéristiques électriques innées de la cellule et par l'entrée externe neuro hormonale. Chaque dépolarisation spontanée est la source d'une onde de dépolarisation qui initie un cycle complet de la contraction et de relaxation cardiaque.

#### b) Cellules Conductrices

Ce sont des cellules longues et minces. Comme les fils d'un circuit électrique, ces cellules portent une tension rapidement et efficacement à des régions éloignées du cœur. Les cellules conductrices des ventricules forment des voies électriques distinctes. Les faisceaux ventriculaires conducteurs constituent le système de Purkinje.

#### c) Cellules du Myocarde

Les cellules du myocarde constituent la plus grande partie du tissu cardiaque. Elles sont responsables de la lourde tâche de contraction et de détente sans cesse, délivrant ainsi le sang vers le reste du corps. Ces cellules sont d'environ 50 à 100  $\mu\text{m}$  de long et contiennent une abondance de protéines contractiles actine et myosine.

Lorsqu'une onde de dépolarisation atteint une cellule myocardique, le calcium est libéré à l'intérieur de la cellule, ce qui provoque la contraction de la cellule. Ce processus dans lequel le calcium joue le rôle d'intermédiaire clé est appelé couplage excitation-contraction.

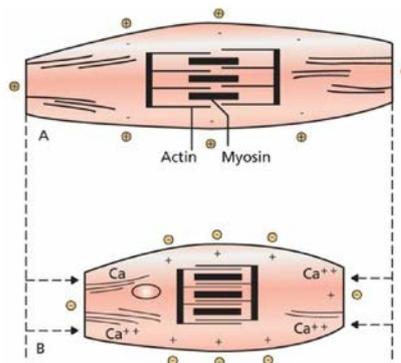


Figure 1.4 [6] : (A) une cellule myocardique au repos (polarisée).  
(B) une cellule myocardique contractée (dépolarisée).

### 1.6.1 Potentiel de Repos

Les cellules cardiaques sont polarisées au repos et il est possible d'enregistrer un potentiel membranaire de repos entre l'intérieur de la cellule à polarité négative et l'extérieur à polarité positive (potentiel transmembranaire de repos).

Sa valeur est variable selon le type cellulaire (en millivolts):

- fibre ventriculaire et cellule du système His purkinje: -90 mV.
- fibre auriculaire: - 90 mV.
- cellule du nœud sinusal et nœud auriculo-ventriculaire: - 60 mV.

Le potentiel de repos est créé par la distribution des ions et leur diffusion à travers la membrane (figure 1.5). Les ions potassium sont importants pour le potentiel de repos en raison de son transport actif, ce qui augmente sa concentration plus à l'intérieur de la cellule. Cependant, les canaux ioniques potassiques sélectifs sont toujours ouverts, produisant une accumulation de charge négative à l'intérieur de la cellule. Son mouvement vers l'extérieur est due à un mouvement moléculaire aléatoire et continue jusqu'à ce qu'un équilibre électrique et chimique s'établisse laissant suffisamment de charge négative accumulées à l'intérieur de la cellule pour former le potentiel de repos.

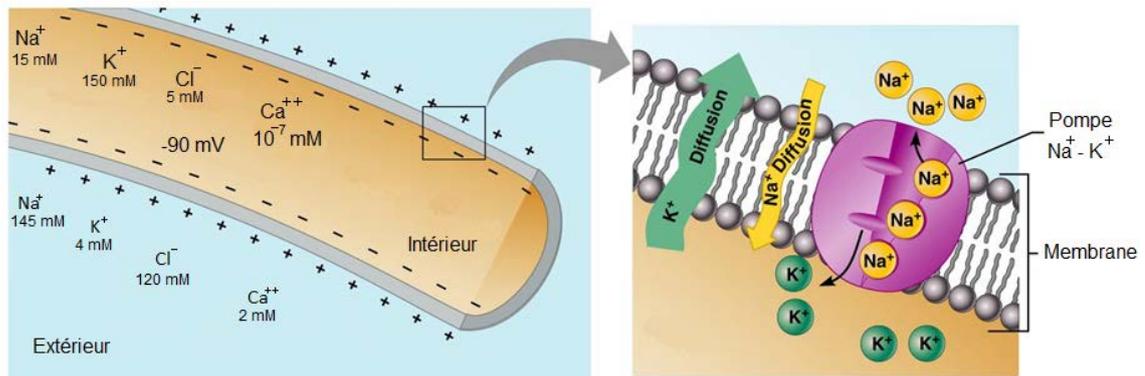


Figure 1.5 : distribution des différents ions pour une cellule excitable au repos [8].

Le potentiel électrique généré à travers la membrane pour chaque type d'ion est donné par la relation de Nernst :

$$E_{ion} = \frac{RT}{zF} \ln \frac{[Extérieur]}{[Intérieur]}$$

Avec: R la constante des gaz, T la température, F la constante de Faraday et z la valence de l'ion.

Le tableau 1.1 identifie la contribution des différents ions au potentiel de repos dans les cellules musculaires cardiaques [7].

Tableau 1.1 : les principaux ions qui contribuent au potentiel de repos des cellules musculaires cardiaques.

Ion	Intérieur (mM)	Extérieur (mM)	Rapport intérieur/extérieur	$E_{ion}(mV)$
Sodium	15	145	9.7	+60
Potassium	150	4	0.027	-94
Chloride	5	120	24	-83
Calcium	$10^{-7}$	2	$2.10^4$	+129

### 1.6.2 Potentiel d'Action

Sous l'effet d'une stimulation d'intensité suffisante, une variation du potentiel membranaire apparait, on parle de potentiel d'action. En effet, les ions de charges positives (ions sodium) vont traverser la membrane. Et afin de toujours maintenir l'équilibre, les ions potassium vont sortir vers le milieu extérieur. La polarité est alors inversée. Le milieu intérieur devient positif et le milieu extérieur est négatif. On parle de «dépolarisation».

Après cette période, la membrane cellulaire ne peut réagir à aucune stimulation (période réfractaire). Le retour de plusieurs ions potassium à l'intérieur de la cellule permet de retrouver le potentiel de repos. C'est la phase de repolarisation.

Ce potentiel d'action d'une cellule se propage et entraîne une dépolarisation de toutes les cellules voisines. Ce phénomène est alors à l'origine de l'activité électrique de tout un organe.

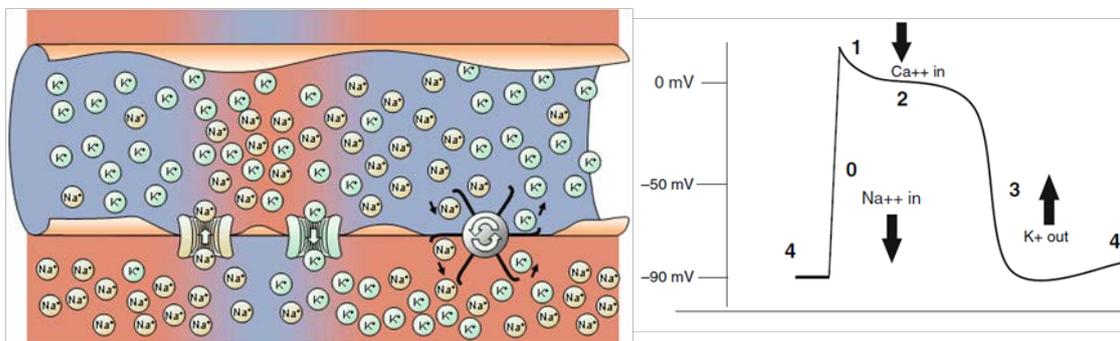


Figure 1.6 :.Electrophysiology d'une cellule du muscle cardiaque [1].

### 1.6.3 Déroulement D'un Potentiel D'action

Il comprend plusieurs phases [4] (figure 1.6):

**Phase 0:** *phase de dépolarisation brusque:*

La polarisation membranaire est inversée: l'intérieur de la cellule devient positif(+) et l'extérieur négatif (-). Cette phase est due à l'entrée massive des ions  $\text{Na}^+$  et  $\text{Ca}^{++}$  dans la cellule par les canaux sodique et calcique rapides.

**Phase 1:** *la phase initiale de repolarisation:*

Elle est brève et est due à la fermeture du canal sodique et l'ouverture du canal potassique.

**Phase 2:** *phase de repolarisation lente.*

Elle maintient l'état de dépolarisation de la cellule. Elle est due à l'entrée d'ions  $\text{Na}^+$ ,  $\text{Ca}^{++}$  avec de faibles proportions et la sortie des ions  $\text{K}^+$ .

Cette phase 2 avec son plateau ne s'observe que dans les fibres ventriculaires et celle du système his-purkinje. Elle est absente dans les cellules auriculaires ou celles du nœud sinusal et du nœud auriculo-ventriculaire (NAV).

**Phase 3 :** *repolarisation finale.*

Elle ramène le potentiel membranaire à sa valeur de repos.

Elle est due à l'inactivation du canal calcique et l'ouverture du canal potassique, permettant la sortie des ions  $\text{K}^+$  selon leur gradient de concentration.

**Phase 4:** *potentiel de repos ou diastole électrique.*

Lors de cette phase, le potentiel membranaire de repos des cellules non automatiques (fibres auriculaires et ventriculaires) reste stable. Par contre celui des cellules automatiques (cellules du tissu nodal) présente une dépolarisation lente spontanée et progressive à l'origine de leur activité automatique.

Il existe deux principaux types de potentiel d'action:

- Le potentiel d'action rapide dépendant du sodium, qui se caractérise par une montée rapide de la phase 0, il est typique des cellules dans le système His-Purkinje et celles du myocarde auriculaire et ventriculaire (Figure 1.7a.);
- Le potentiel d'action lent dépendant du calcium, ce qui est typique des cellules de la SA et des nœuds AV.

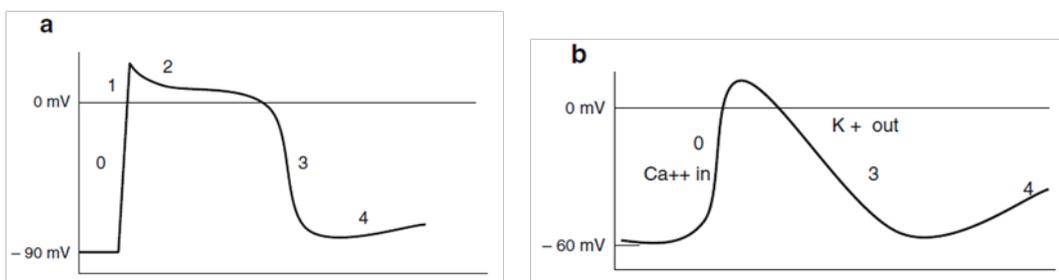


Figure I.7 [4]: (a) potentiel d'action des cellules myocardiques auriculaire et ventriculaire.

(b) potentiel d'action des cellules des nœuds SA et AV.

### 1.6.4 Conduction Cardiaque

Le système de conduction du cœur contrôle son action de pompage, ce qui se traduit par la fourniture du sang pour les différents organes et tissus de l'organisme. Ce système de conduction est composé d'un groupe de cellules spéciales se trouvant dans les parois du muscle cardiaque, et qui envoient des impulsions électriques provoquant la contraction du muscle cardiaque.

#### a) Système de Conduction Cardiaque

Il est formé par les cinq éléments suivants [3]:

##### **Nœud SA (sino-auriculaire)**

- Le nœud SA se trouve en haut de l'oreillette droite du cœur.
- Il déclenche une impulsion qui provoque une dépolarisation et génère le potentiel d'action, qui se propage à travers les deux oreillettes et au nœud AV.
- Il donne le rythme du battement du cœur.

##### **Nœud AV (auriculo-ventriculaire)**

- Ce groupe de cellules se trouve entre les oreillettes et les ventricules.
- Il transmet les impulsions électriques à partir de l'oreillette - où le potentiel d'action est brièvement retardé-vers le faisceau AV.

##### **Tronc du Faisceau de His**

- La connexion électrique entre les oreillettes et les ventricules se fait à travers le faisceau de **His**.
- Il permet le mouvement du potentiel d'action du septum dans les oreillettes vers le septum divisant les ventricules, et relie le nœud AV aux Branches ventriculaires.

##### **Branches du Faisceau de His**

- Ceux-ci passent le potentiel d'action au septum interventriculaire du cœur.

##### **Fibres de Purkinje**

- Ces fibres commencent au niveau du septum interventriculaire vers le sommet du cœur (apex), et continuent à travers les muscles ventriculaires.
- Ils transmettent les impulsions électriques aux cellules musculaires des ventricules.
- A partir d'un événement électrique (potentiel d'action), un événement mécanique (contraction musculaire) se produit lorsque les cellules contractiles agissent de manière coordonnée résultant en un battement de cœur.

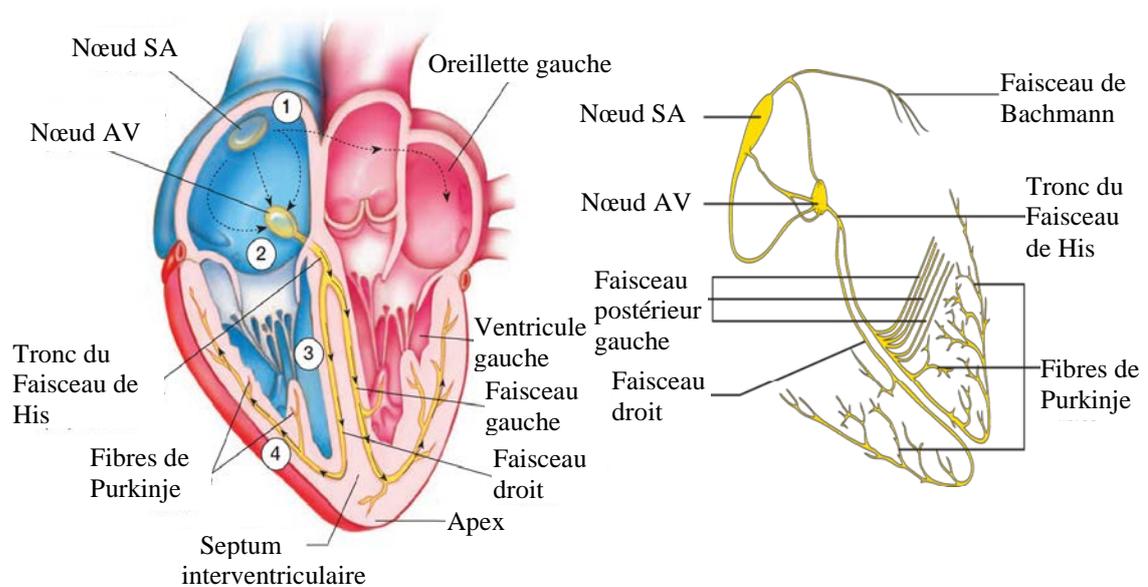


Figure 1.8 : système de conduction cardiaque [3].

### b) Fonctionnement du Système de Conduction

Le système de conduction du cœur fonctionne de cette façon [3]:

**Étape 1:** Génération de l'impulsion électrique à partir du stimulateur cardiaque.

Le nœud SA est connu comme un stimulateur naturel car il donne le rythme des battements du cœur. Il est situé là où la contraction du muscle cardiaque commence. L'impulsion provoque les oreillettes droite et gauche à se contracter et pousser le sang dans les ventricules.

**Étape 2:** conduction de l'influx par le nœud AV.

A partir des oreillettes, le signal électrique se propage vers le nœud auriculo-ventriculaire qui est un groupe de cellules qui se trouvent entre les oreillettes.

**Étape 3:** conduction de l'influx dans le tronc du faisceau de His.

Le signal électrique se propage le long du faisceau de His qui chemine dans le septum inter ventriculaire avant de se diviser en deux branches (droite destiné au ventricule droit et gauche destiné au ventricule gauche).

**Étape 4:** conduction de l'influx dans les Fibres de Purkinje.

Le potentiel d'action se propage à travers les fibres de Purkinje, ce qui provoque la contraction des ventricules gauche et droit. La forte contraction des ventricules provoque le pompage du sang du ventricule droit vers les poumons, et du ventricule gauche au reste du corps. Après la contraction des ventricules, ils se détendent et se remplissent de plus de sang provenant des oreillettes lorsqu'une impulsion électrique à partir du nœud SA commence à nouveau le cycle cardiaque.

## 1.7 Electrocardiographie

L'électrocardiogramme (ECG), introduit dans la pratique clinique depuis plus de 100 ans par Einthoven, constitue un enregistrement graphique de l'activité électrique du cœur qui se produit successivement au fil du temps.

Une onde de dépolarisation auriculaire (onde P), une onde de dépolarisation ventriculaire (complexe QRS) et une onde de repolarisation ventriculaire (onde T) sont successivement enregistrées pour chaque cycle cardiaque. Comme ces différentes ondes sont enregistrées à partir de différents sites (électrodes) la morphologie varie. Néanmoins, la séquence est toujours P-QRS-T [9].

### 1.7.1 Fonctions d'un ECG

Un électrocardiogramme est effectué pour:

- Vérifier l'activité électrique du cœur
- Trouver la cause d'une douleur thoracique non expliquée qui peut être causé par une attaque cardiaque, une inflammation du péricarde, ou angine de poitrine.
- Trouver la cause des symptômes d'une maladie cardiaque, tels qu'un essoufflement, vertiges, évanouissement ou rythme cardiaque rapide ou irrégulier.
- Trouver s'il y a manifestation d'une hypertrophie cardiaque.
- Vérifier le bon fonctionnement des médicaments et si ils sont à l'origine d'effets secondaires qui affectent le cœur.
- Vérifier comment fonctionnent les dispositifs mécaniques implantés dans le cœur comme le stimulateur cardiaque pour contrôler un battement normal.
- Vérifier l'état de santé du cœur lorsque d'autres maladies ou conditions sont présentes, tels que une hypertension, taux de cholestérol élevé, diabète, ou des antécédents familiaux de maladies du cœur.

### 1.7.2 L'ECG à 12 Dérivations

Etant donné que le Cœur est un organe 3D, son activité électrique doit être évaluée aussi en 3D. Pour cela, un couple d'électrodes n'est pas suffisant.

L'ECG standard est composé de 12 dérivations dont chacune est déterminée par le placement et l'orientation de diverses électrodes placées sur le corps.

Les dérivations fournissent des vues différentes de l'activité électrique du cœur à partir de 12 positions en utilisant des informations captées par des électrodes réparties sur deux plans dits frontal (vertical) et horizontal [6].

- Plan frontal: on parle de **dérivations périphériques**
- Plan horizontal: on parle de **dérivations précordiales (près du cœur)**

L'information recueillie à partir de ces 12 dérivations est combinée pour former l'électrocardiogramme standard.

### a) Dérivations Périphériques

**Les dérivations standards dites d'Einthoven** : il s'agit de dérivations bipolaires. C'est-à-dire qu'elles sont mesurées à partir de deux électrodes. Il en existe 3 [10] :

- I: dérivation positive prise du membre droit (R) vers le membre gauche (L).
- II: dérivation positive prise du membre droit (R) vers les pieds (F).
- III: dérivation positive prise du membre gauche (L) vers les pieds (F).

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

- aVR (augmented Voltage Right): dérivation positive prise du membre gauche et des pieds (L+F) vers le membre droit (R).
- aVL (augmented Voltage Left): dérivation positive prise du membre droit et des pieds (R+F) vers le membre gauche (L).
- aVF (augmented Voltage Foot): dérivation positive prise des membres gauche et droit (R+L) vers les pieds (F).

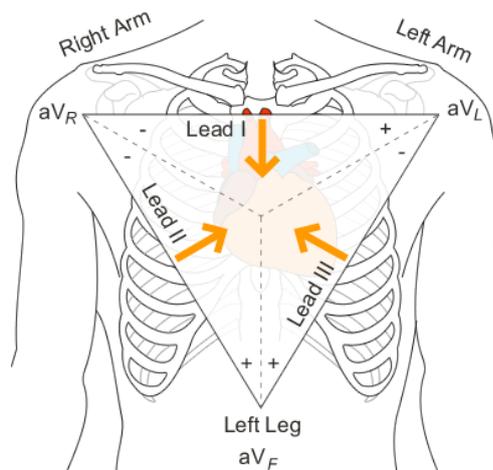


Figure I.10 : dérivations périphériques [11].

### b) Dérivations Précordiales

**Les dérivations de Wilson** : il s'agit ici de dérivations unipolaires. Ces dérivations sont au nombre de 6 (V1, V2, V3, V4, V5 et V6), et les électrodes correspondantes sont placées dans des positions spécifiques sur la cage thoracique. La dérivation mesurée correspond au pôle positif tandis que les autres dérivations précordiales font office de pôle négatif [10].

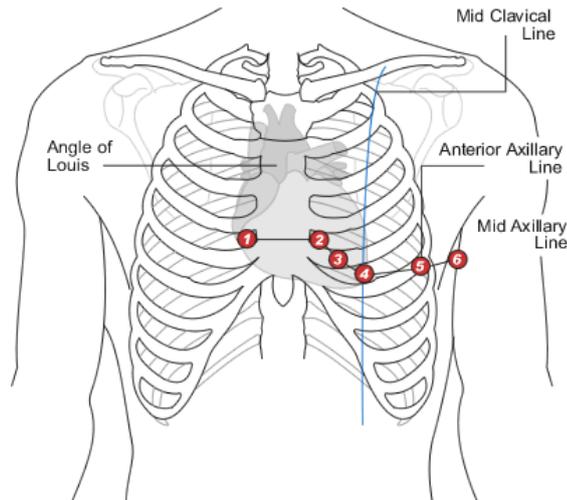


Figure 1.11: Dérivations précordiales [11].

La figure 1.12 montre la position des dérivation périphériques autour du cœur en relation avec le trajet de l'impulsion électrique. On peut voir que l'impulsion se déplace directement vers la dérivation II ce qui fait qu'à cet endroit le QRS complexe est le plus positif (on recueille un signal positif lorsque l'impulsion se déplace vers l'électrode et un signal négatif lorsqu'elle s'éloigne). C'est pour cette raison que la dérivation II est souvent utilisée pour recueillir la forme d'onde du complexe PQRST [12].

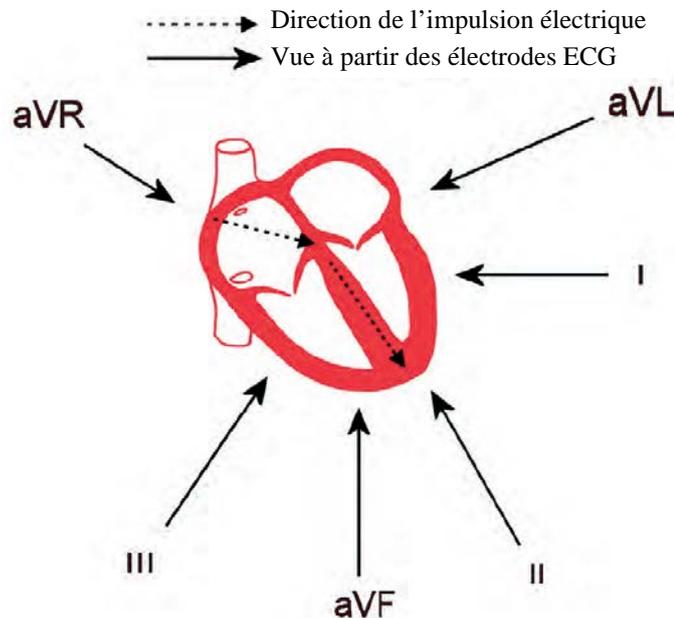


Figure 1.12: Vues du cœur à partir des dérivation périphériques [12].

Pour la dérivation aVR, l'impulsion se déplace loin d'elle, et par conséquent, cette dérivation possède un QRS complexe négatif.

Toutes les dérivation périphériques sont positives à l'exception d'aVR puisque l'impulsion se déplace dans leur direction. Certaines sont plus positives que d'autres parce que l'impulsion se déplace plus directement vers des électrodes que d'autres.

La figure 1.13 représente l'électrocardiogramme standard à 12 dérivations sur lequel sont représentées les différentes ondes électriques vues par les différentes électrodes.

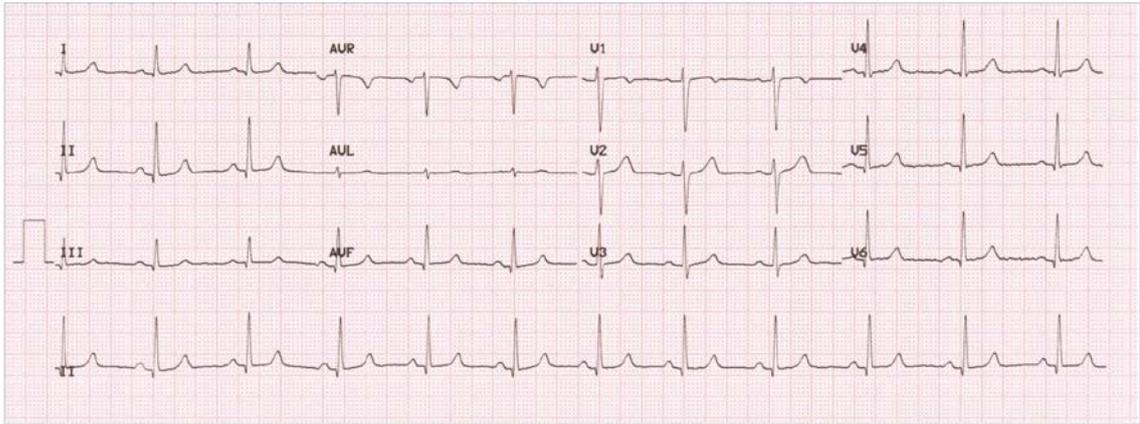


Figure 1.13: L'électrocardiogramme standard à 12 dérivations [12].

### 1.7.3 Caractéristiques d'un ECG Normal

L'électrocardiogramme est composé de séries de déflexions : l'onde P, le complexe QRS et l'onde T, elles sont séparées par des segments isoélectriques connus par l'intervalle PR et le segment ST. Ces différents éléments doivent être régulièrement évalués lors de la lecture d'un ECG [4].

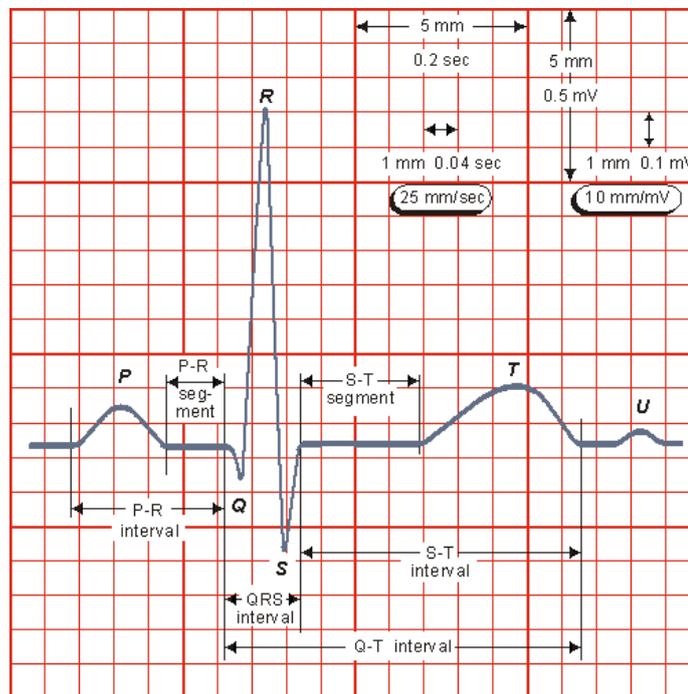


Figure 1.14: caractéristiques d'un électrocardiogramme normal [4].

#### a) Fréquence de Battement

Le rythme sinusal au repos varie normalement entre 60 et 90 battements par minute. Plusieurs procédures existent pour évaluer la fréquence cardiaque à travers un ECG. La

meilleure méthode en présence d'une arythmie, est d'observer les cycles RR qui se manifestent durant 6s, et multiplier ce nombre par 10 [13].

### **b) Rythme**

Le rythme normal du Cœur est sinusal, Il peut dans certaines situations être ectopique (jonctionnel, idioventriculaire ou être lié à une fibrillation auriculaire). Il se caractérise par une onde P positive en I, II et aVF et V2 à V6, négative en aVR, et parfois aussi en III. En V1 et II, et exceptionnellement en II et aVF, l'onde P peut être diphasique.

### **c) Intervalle PR**

L'intervalle PR représente le temps nécessaire pour la conduction auriculo-ventriculaire. Il est mesuré à partir du début de l'activation auriculaire jusqu'au début de l'activation ventriculaire et sa durée normale est de 120 à 200 ms.

### **d) Onde P**

L'onde P est la représentation graphique de l'activation électrique auriculaire. Elle a normalement une durée de 50-120 ms et une amplitude maximale de 2.5 mm (généralement enregistrée par la dérivation II). La dépolarisation auriculaire se déroule normalement en descendant à partir du nœud SA, et de droite à gauche.

L'axe électrique moyen dans le plan frontal varie ainsi de  $10^\circ$  à  $90^\circ$ . L'onde P est positif dans les dérivations inférieures, négative en dérivations AVR, et positif dans toutes les dérivations précordiales sauf V1, où elle est diphasique (positif, négatif).

Les déviations par rapport à ces normes sont évocatrices d'un rythme auriculaire ectopique. La phase de repolarisation auriculaire n'est normalement pas visible sur les ECG de surface: elle se produit pendant la dépolarisation ventriculaire et est donc obscurci par le complexe QRS.

### **f) Complexe QRS**

Le complexe QRS représente la dépolarisation ventriculaire, qui commence dans le septum interventriculaire, en partant de l'endocarde à l'épicarde et de gauche à droite. Il se prolonge ensuite vers les parois antérieures libres et, enfin, les régions posterobasal des deux ventricules. La direction principale de l'onde frontale de dépolarisation est de haut en bas et de droite à gauche dans le plan frontal et d'arrière en avant et de droite à gauche dans le plan horizontal. Dans le plan frontal, l'axe électrique du complexe QRS est généralement compris entre  $-10^\circ$  et  $80^\circ$ .

Le complexe QRS normal a une durée de 60-100 ms. L'onde Q est la première déflexion négative après l'onde P, l'onde R est la première déflexion positif, et l'onde S est la première déviation négative après l'onde R. L'amplitude du complexe QRS varie: en dehors des maladies cardiaques, elle est affectée par la taille de la poitrine et le volume d'air interposés entre le cœur et les électrodes d'exploration.

L'amplitude maximale de l'onde R est inférieure à 23 mm dans le plan frontal (généralement vu dans la dérivation II) et inférieure à 25 mm dans les dérivations V5 et V6. L'amplitude maximale de l'onde S dans V2 est inférieure à 5 mm. Une onde Q normale est caractérisée par une amplitude qui est inférieure à 25% de celle de l'onde R qui la suit et dont la mesure est inférieure à 3 mm dans les dérivations précordiales de gauche et inférieure ou égale à 2 mm dans les dérivations périphériques. Sa durée doit être inférieure à 40 ms.

Dans les dérivations précordiales (Figure 1.15), l'amplitude de l'onde R augmente progressivement de V1 à V5, tandis que celle de l'onde S diminue, c'est le phénomène dénommé progression de l'onde R. Les amplitudes des deux ondes deviennent généralement similaires en V3 ou V4 (le rapport R/S devient presque égal à 1). Le point où cela se produit est appelée la zone de transition, et chez certains individus en bonne santé, il apparaît plus tôt, à savoir dans V2 ou V3.

Dans les dérivations V5 et V6, l'intervalle entre le début du complexe QRS et le pic de l'onde R normalement ne dépasse pas 40 ms (en l'absence d'une onde Q) ou 50 ms (si une onde Q enregistrable est présente). Cet intervalle, qui est connu comme étant le temps de pic de l'onde R, reflète la dépolarisation épicaudique des ventricules.

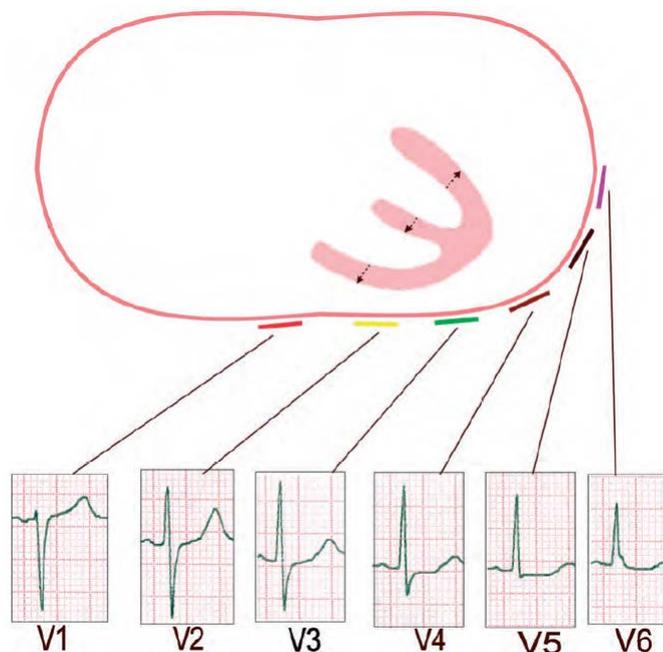


Figure 1.15 : progression de l'onde R à travers les dérivations précordiales [12].

### g) Onde T

La phase de repolarisation ventriculaire inclue le segment ST et l'onde T. cette dernière possède des branches ascendantes et descendantes asymétriques et a tendance à être positive dans les dérivations périphériques (à l'exception de aVR ) et dans les dérivations précordiales (à l'exception de V1). Dans de rares cas, l'onde T est suivie par une onde U, qui est généralement positive.

**h) Segment ST**

Le segment ST est mesuré à partir de la fin de l'onde S jusqu'au début de l'onde T, et reste le plus souvent près de la ligne isoélectrique. Un léger décalage du segment ST (moins de 0,5 mm) n'est pas considéré comme pathologique. Les élévations allant jusqu'à 1-2 mm, en particulier dans les dérivations V2 et V3, peuvent également être non pathologiques.

**i) Intervalle QT**

L'intervalle QT correspond à la systole électrique, c'est-à-dire l'intervalle à partir du début de la dépolarisation ventriculaire jusqu'à la fin de la repolarisation. Sa durée est inversement proportionnelle à la fréquence cardiaque.

Une formule qui combine l'intervalle QT et la fréquence cardiaque pour donner l'intervalle QT corrigé (QTc) est la formule de Bazett :

$$QT_c = \frac{QT}{\sqrt{RR'}}$$

Avec RR' est le nombre de secondes entre deux complexes QRS consécutifs. Pour les adultes, le QTc est normalement inférieur à 440 ms.

**1.7.4 Axe Electrique du Cœur**

C'est l'orientation du champ électrique moyen généré par les composantes de l'ECG et principalement l'onde P et le complexe QRS. L'origine de ce vecteur est le centre du triangle d'Einthoven. Les six dérivations périphériques explorent le cœur le long de l'axe frontal. Le système de référence hexaxial (à six axes) montré sur la figure 1.16 est utilisé pour déterminer l'orientation des vecteurs cardiaques dans le plan frontal. Les dérivations standards et augmentées se coupent en un point commun au centre du cœur, et aVF, aVR et aVL sont perpendiculaires aux dérivations I, II, et III respectivement [14].

L'axe moyen du cœur dans le plan frontal est situé entre -30° et 90°, mais selon l'âge et la morphologie.

On parle de déviation axiale gauche entre -30° et -90°, et de déviation axiale droite entre 90° et 120°.

Un axe anormal est un signe d'anomalie de forme ou d'épaisseur d'une cavité cardiaque (surcharge ventriculaire ou hypertrophie ventriculaire), de perturbations dans la séquence d'activation des ventricules et/ou de dommages cellulaires (infarctus).

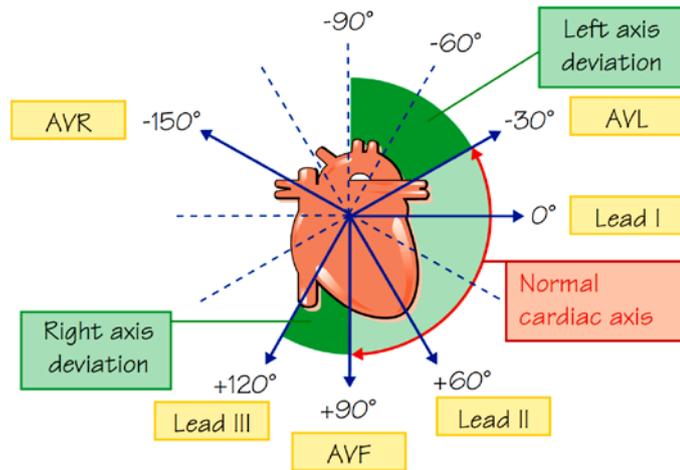


Figure 1.16 : Le système de référence hexa-axial du plan frontal [14].

### 1.7.5 ECG Ambulatoire (moniteur HOLTER)

Il s'agit de l'enregistrement continu de l'électrocardiogramme pendant 24 heures, ensuite analysé par système informatique. Le patient, librement ambulateur est équipé d'électrodes reliées à un boîtier qui enregistre l'ECG. L'examen est surtout utilisé pour mettre en évidence une anomalie rythmique paroxystique (qui atteint son pic d'acuité), échappant donc, en général, à l'ECG standard, particulièrement en cas de palpitations ou de syncope.

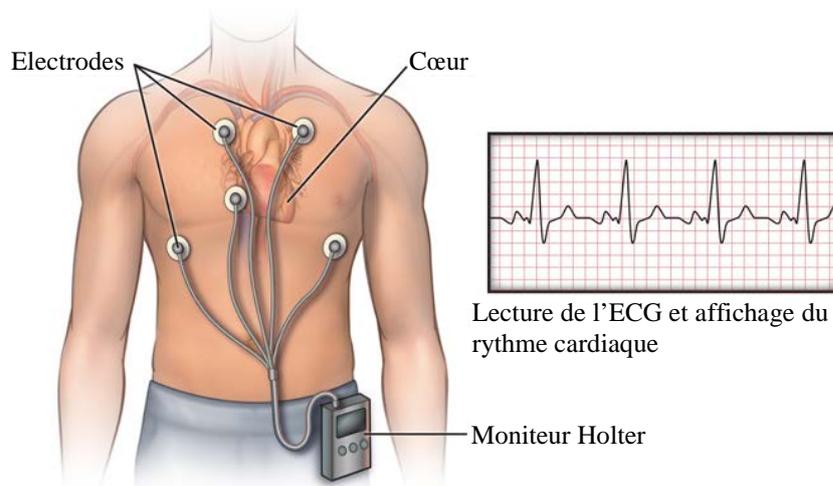


Figure 1.17: Enregistreur Holter numérique [15].

### 1.8 Sons Cardiaques

Le signal du son cardiaque (PhonoCardioGram : PCG) est peut-être le signal biomédical le plus traditionnel, du fait que le stéthoscope est le principal instrument porté et utilisé par les médecins. Le PCG est une vibration ou un signal sonore lié à l'activité contractile du système cardiohémic (le cœur et le sang ensemble) et représente un enregistrement du signal sonore cardiaque. Les sons cardiaques normaux semblent donner une indication de l'état général du cœur en termes de rythme et contractilité. Les maladies cardiovasculaires et les anomalies provoquent des changements dans les sons cardiaques ou des sons supplémentaires appelés murmures ou souffles qui pourraient être utiles dans leur diagnostic [16].

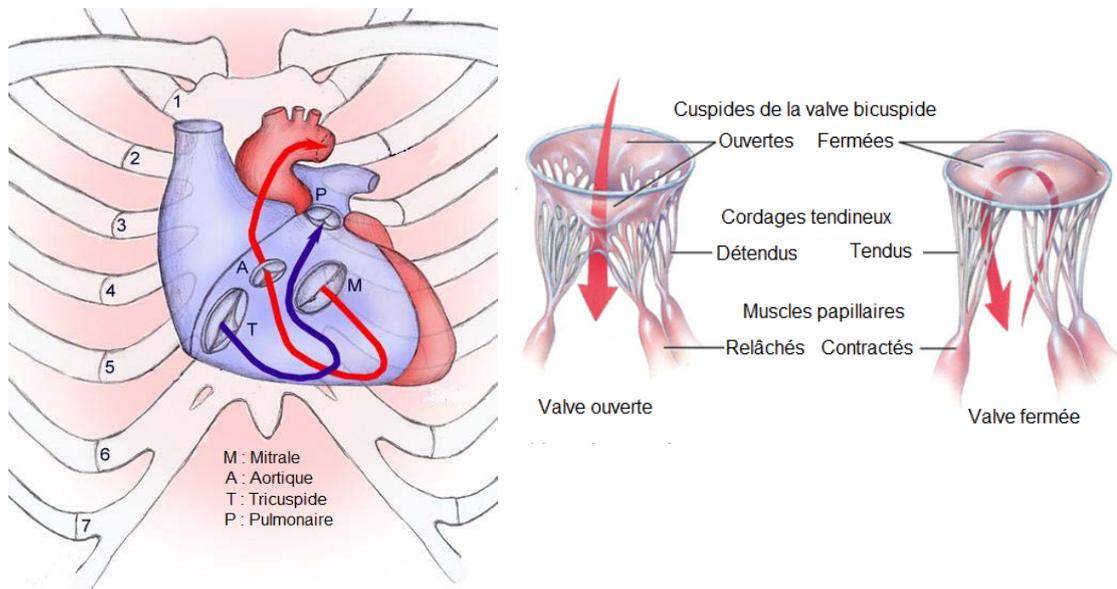


Figure 1.18: Les valves cardiaques [17].

### 1.9 Genèse des Sons Cardiaques

Bien qu'il y ait eu une polémique à propos de la genèse des sons cardiaques pendant des années, plusieurs études récentes hémodynamiques et phono échocardiographiques ont fait ressortir une théorie qui unifie les théories controversées valvulaires et cardiohémiques pour donner une explication logique de la genèse des sons cardiaque [18-19].

En effet Les bruits du cœur enregistrés de l'extérieur ne sont pas causés par les mouvements des feuillets (sigmoïdes) valvulaires en soi (théorie valvulaire), comme on le pensait auparavant, mais aussi par les vibrations de l'ensemble du système cardiovasculaire déclenchées par des gradients de pression (théorie cardiohémiques). Le système cardiohémic peut être comparé à un ballon rempli de liquide, qui, lorsqu'il est stimulé à un endroit quelconque, vibre dans son ensemble. De l'extérieure, les sons cardiaques sont mieux entendus à certains endroits sur la poitrine, et cette localisation a conduit à la notion de sources secondaires sur la poitrine liée aux foyers d'auscultation bien connus (figure 1.19): foyers mitral, aortique, pulmonaire et tricuspide [16].

- Le foyer aortique est à la droite du sternum, dans le deuxième espace intercostal.
- Le foyer pulmonaire se trouve au deuxième ou troisième espace intercostal gauche contre le sternum.
- Le foyer mitral est près de l'apex.
- Le foyer Tricuspidien se trouve dans le quatrième espace intercostal gauche.

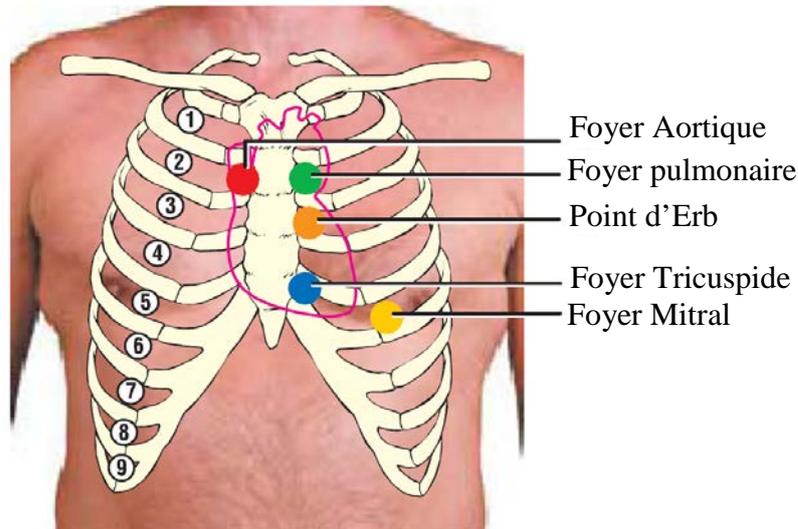


Figure 1.19: Foyers d'auscultation du cœur [19].

Il existe deux types de sons du cœur: les transitoires hautes fréquences associées à la brutale fermeture ou ouverture des valves, et les sons basse fréquence en relation avec les événements de remplissage ventriculaire. Les sons M1 et T1 correspondent respectivement à la fermeture des valves Mitrale et tricuspide. Les sons A2 et P2 correspondent respectivement à la fermeture des valves aortique et pulmonaire [20].

Le premier son cardiaque appelé S1 consiste en quatre composantes séquentielles. La première composante présente des vibrations basses fréquences se produisant lorsque les premières contractions myocardiques dans les ventricules font circuler le sang vers les oreillettes, fermant ainsi les valves AV (mitrale et tricuspide). La seconde composante, constituée de vibrations hautes fréquences, commence par une brusque pression lors de la fermeture des valves AV. A ce stade, connu sous le nom de contraction isovolumique, les quatre valves cardiaques sont fermées. Ensuite, les valves semi lunaires (aortiques et pulmonaires) s'ouvrent et le sang est éjecté hors des ventricules. La troisième composante de S1 formée de vibrations hautes fréquence, peut être causée par l'oscillation du sang entre la racine de l'aorte et les parois ventriculaires. Et finalement la quatrième composante formée de vibrations basses fréquences, peut être dû à des vibrations provoquées par les turbulences dans le sang éjecté à travers l'aorte et l'artère pulmonaire.

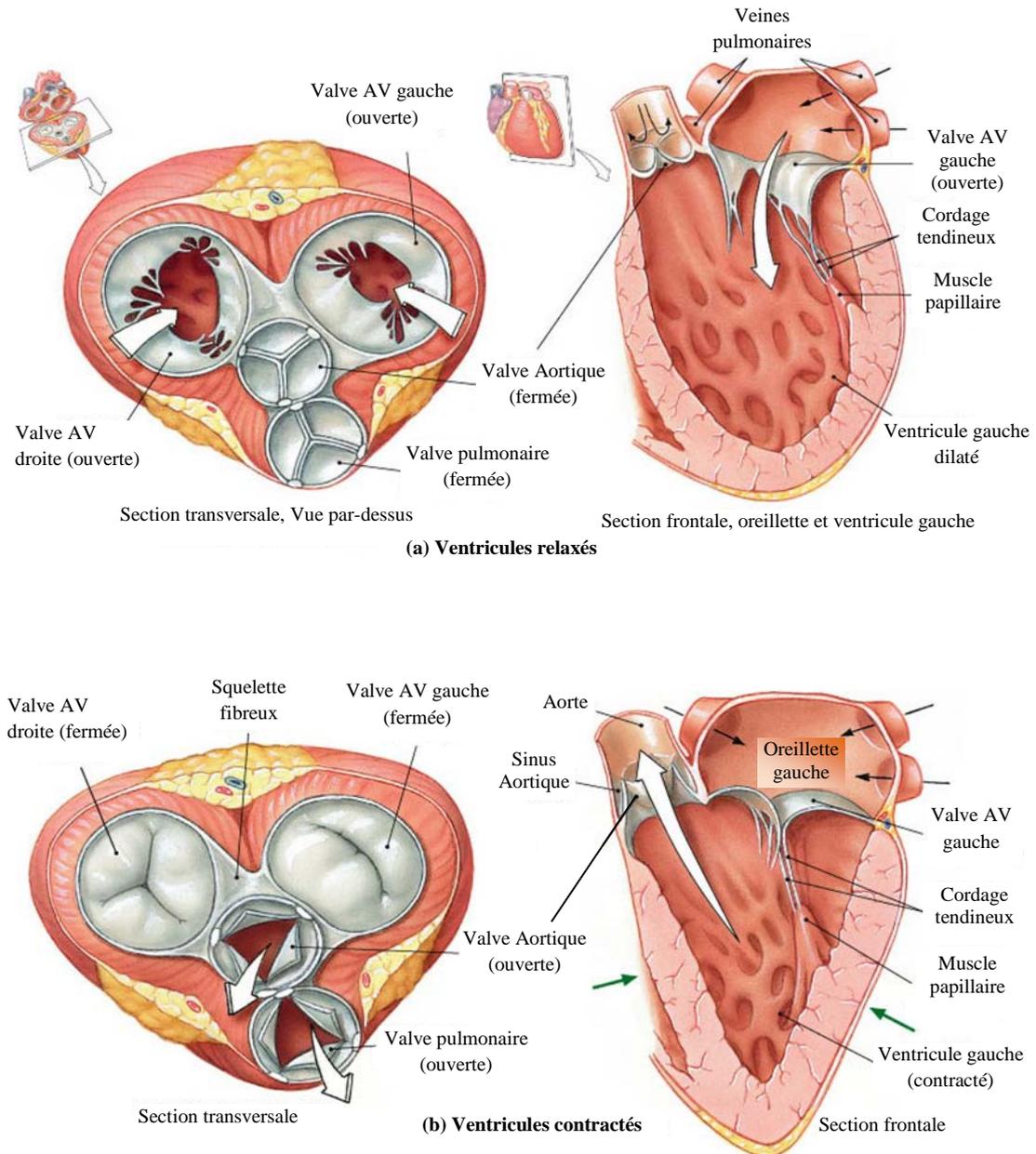


Figure 1.20: Etat des valves lors d'un cycle cardiaque [5].

À la suite de la pause systolique dans le PCG d'un cycle cardiaque normal, le deuxième son S2 est provoqué par la fermeture des valves semi lunaires. Tandis que les vibrations primaires se trouvent dans les artères en raison de la décélération du sang. Les ventricules et les oreillettes vibrent également, en raison de la transmission des vibrations à travers le sang et les valves et leurs anneaux. S2 a deux composantes, l'une en raison de la fermeture de la valve aortique (A2) et l'autre en raison de la fermeture de la valve pulmonaire (P2). La valve aortique se ferme normalement avant la valve pulmonaire, et par conséquent A2 précède P2 de quelques millisecondes. L'écart A2-P2 s'élargit chez les sujets normaux pendant l'inspiration.

Dans certains cas, un troisième son cardiaque (S3) peut être entendu, ce qui correspond à l'achèvement soudain de la phase de remplissage ventriculaire rapide. Du fait que les ventricules sont remplis de sang et leurs parois sont détendus durant cette phase de la diastole, les vibrations de S3 sont de très basse fréquence. Parfois, à la fin de la diastole, un quatrième son cardiaque (S4) peut être entendu, causé par les contractions auriculaires déplaçant le sang dans les ventricules relaxés.

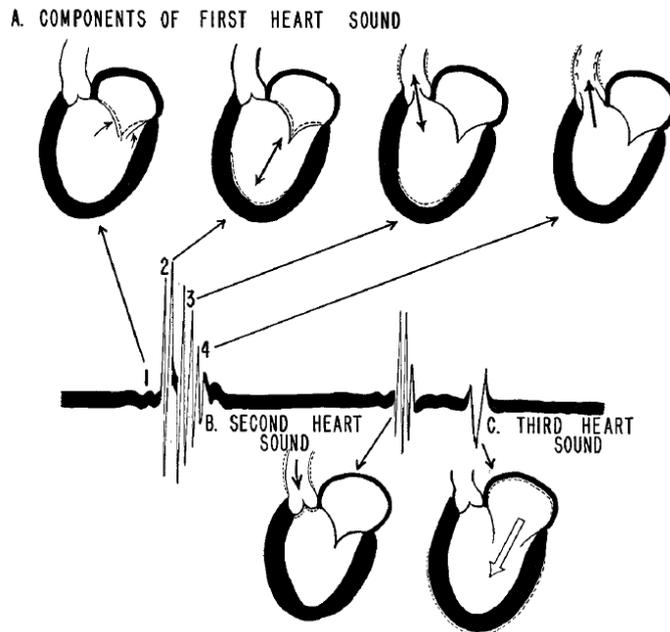


Figure 1.21: Représentation schématique de la genèse des sons cardiaques. Seule la partie gauche du cœur est illustré comme il est la principale source des sons du cœur. Les événements correspondants dans la partie droite contribuent également aux sons. Les oreillettes ne contribuent pas directement aux sons du cœur [16].

### 1.10 Souffles Cardiaques

Les intervalles entre (S1, S2) et (S2, S1) du cycle suivant (correspondant à la systole et la diastole ventriculaire respectivement), sont normalement silencieux. Les Murmures qui sont provoqués par certains défauts et maladies cardio-vasculaires, peuvent se produire dans ces intervalles. Les Murmures sont des sons de type bruit à haute fréquence qui surviennent lorsque la vitesse du sang devient élevée en circulant à travers une irrégularité, comme un rétrécissement, ou un orifice [16].

Les conditions typiques dans le système cardio-vasculaire qui provoquent des turbulences dans la circulation sanguine sont la sténose valvulaire et l'insuffisance. Une valve est dite sténosée lorsque, en raison du dépôt de calcium ou d'autres raisons, les feuillets valvulaires deviennent rigides et ne s'ouvrent pas complètement, ce qui provoque une obstruction sur le trajet du sang éjecté. Une soupape est dite insuffisante lorsqu'elle ne peut pas se fermer de manière efficace et cause ainsi une fuite inverse ou une régurgitation de sang à travers une étroite ouverture.

Les murmures systoliques sont causés par des conditions telles que la communication interventriculaire (un trou dans le septum entre le ventricule gauche et le ventricule droit), la sténose aortique, la sténose pulmonaire, l'insuffisance mitrale et l'insuffisance tricuspide.

La sténose valvulaire semi-lunaire (sténose aortique et sténose pulmonaire) provoque une obstruction sur le trajet du sang étant éjecté au cours de la systole. L'insuffisance valvulaire auriculo-ventriculaire (insuffisance mitrale et tricuspide) provoque une régurgitation du sang vers les oreillettes pendant la contraction ventriculaire.

Les murmures diastoliques sont causés par des conditions telles que l'insuffisance aortique, l'insuffisance pulmonaire, la sténose mitrale et la sténose tricuspide. D'autres conditions peuvent causer des murmures telles que La communication interauriculaire, la persistance du canal artériel (une liaison anormale ou shunt entre l'aorte et l'artère pulmonaire), ainsi que certaines conditions physiologiques ou fonctionnelles qui se traduisent par une augmentation du débit cardiaque ou de la vitesse du sang.

### **1.11 Enregistrement des Signaux PCG**

L'Enregistrement du signal PCG nécessite un transducteur pour convertir les vibrations ou le signal sonore en un signal électrique.

Différents types de microphones sont adaptés pour capter les sons cardiaques, parmi lesquels on peut citer [21]:

- Les microphones capacitifs, où la vibration induite par un film de mylar métallisé (formant une plaque d'un condensateur) modifie la capacité entre elle et une plaque fixe, ce qui induit une variation de la tension du condensateur dans des conditions de charge constante.
- microphones piézo-électriques, dans lesquels la pression acoustique couplée par l'air fait vibrer un cristal piézoélectrique, générant une tension directement proportionnelle à  $(dp/dt)$ , où  $p$  est la pression acoustique au niveau du microphone.
- microphones à électret qui sont des capteurs à capacité variable dans lesquels une plaque possède une charge électrostatique permanente sur elle, tandis que la plaque mobile fait varier la capacité, ce qui induit une tension qui est amplifiée. Les microphones à électret sont de petite taille, et sont utilisés dans les appareils auditifs, magnétophones, ordinateurs, etc.

L'enregistrement PCG est normalement effectué dans une pièce calme, avec le patient en décubitus dorsal avec la tête reposant sur un oreiller. Le transducteur de PCG est placé fermement à la position désirée sur la poitrine au moyen d'un anneau de succion et/ou une courroie en caoutchouc.

## Chapitre II

---

# Etat de l'Art des Techniques de Compression des Signaux Cardiaques

### **2.1 Introduction**

Pour diagnostiquer l'état de santé du cœur, les systèmes de surveillance exploitent les signaux cardiaques produits au cours de chaque battement. De nombreux types de signaux sont acquis pour analyser le fonctionnement du système cardiovasculaire, le PhonoCardioGramme (PCG), l'ElectroCardioGramme (ECG) et le PléthysmoGramme (PhotoPlethysmoGram dit PPG et le Strain-gauge PlethysmoGram dit SPG) sont les plus utilisés dans la pratique. La surveillance quasi permanente de l'état de santé du cœur résulte malheureusement en une prolifération de données, chose qu'on pourrait surmonter sans introduire de coûts supplémentaires par le biais de techniques de compression de données.

L'objectif principal de toute technique de compression est d'obtenir une réduction maximale du volume de données tout en préservant les caractéristiques morphologiques principales du signal lors de la reconstruction. Conceptuellement, la compression des données est le processus de détection et d'élimination des redondances dans un ensemble de données. La redondance dans un signal numérique se manifeste lorsque des échantillons adjacents du signal sont statistiquement dépendants et/ou les amplitudes des échantillons quantifiés du signal n'ont pas la même probabilité d'apparition. Cependant la première étape vers la compression des signaux est la sélection des valeurs minimales de la fréquence d'échantillonnage et la résolution de quantification; par conséquent, une compression supplémentaire du signal peut être achevée en exploitant les propriétés statistiques du signal lui-même ou sa représentation dans un autre domaine où il y a moins de paramètres à traiter.

Etant donné que les signaux cardiaques sont utilisés comme un outil de diagnostic, les signaux reconstruits doivent préserver les paramètres importants :

Pour le signal ECG :

- L'amplitude des différentes ondes (P, QRS, T).
- La durée des intervalles entre les ondes (P-QRS, QRS, QRS-T, P-T).
- La morphologie des différentes ondes.

Pour le signal PCG :

- L'amplitude des différents sons cardiaques.
- Le contenu fréquentiel des sons et souffles cardiaques.

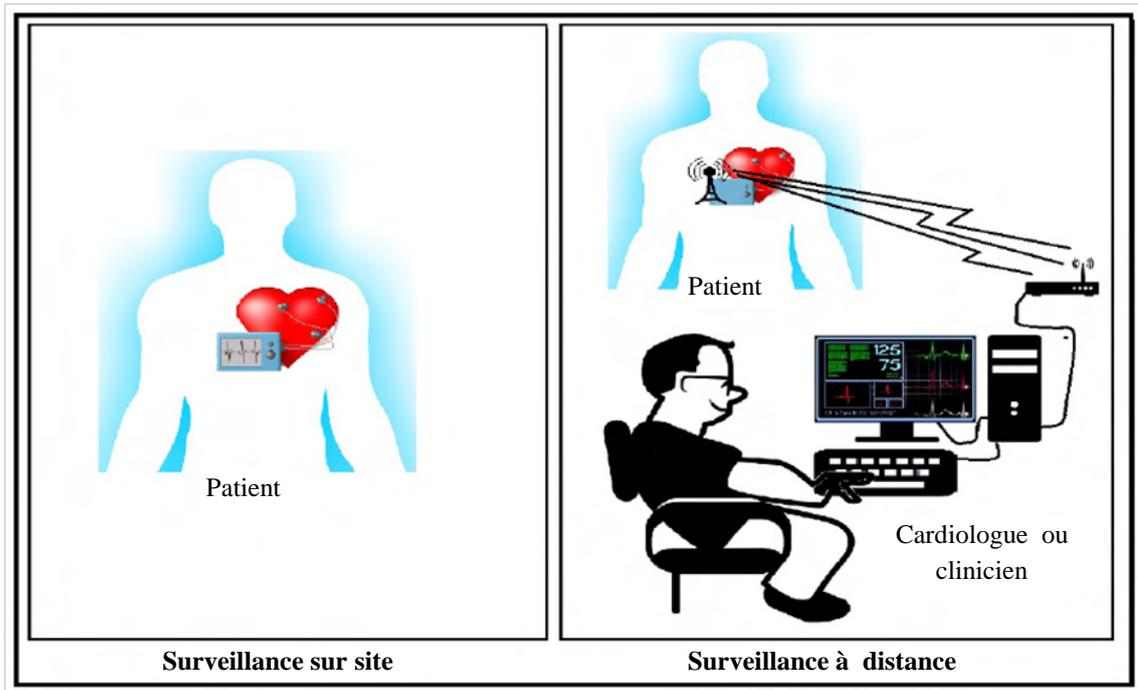


Figure 2.1: Système de Surveillance Cardiaque [22].

## 2.2 Evaluation d'une Technique de Compression

L'appréciation d'une technique de compression se fait par la mesure de trois paramètres [23]: le taux de compression, la fidélité de reconstruction et la complexité de son algorithme.

### 2.2.1 Fidélité de Reconstruction

La mesure de la fidélité de reconstruction peut être évaluée qualitativement par une inspection d'un spécialiste, ou quantitativement par le calcul d'une formule mathématique qui exprime de manière statistique l'erreur de reconstruction globale. La formule la plus utilisée est celle du pourcentage de l'erreur relative normalisée en énergie (PRD : Percent Root square Difference). Cette dernière peut être exprimée par trois expressions:

$$PRD_0 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N [x_{org}(i) - x_{rec}(i)]^2}{\sum_{i=1}^N x_{org}^2(i)}} \quad (2.1)$$

$$PRD_1 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N [x_{org}(i) - x_{rec}(i)]^2}{\sum_{i=1}^N (x_{org}(i) - \text{offset})^2}} \quad (2.2)$$

$$PRD_2 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N [x_{org}(i) - x_{rec}(i)]^2}{\sum_{i=1}^N (x_{org}(i) - \bar{x})^2}} \quad (2.3)$$

Avec :

$N$  : Nombre des échantillons que contient le signal.

$x_{org}$  : Echantillons du signal original.

$x_{rec}$  : Echantillons reconstruits après décompression.

$\bar{x}$  : Valeur moyenne du signal original.

Dans [24], il a été constaté que la valeur du PRD est fortement influencée par la valeur moyenne des échantillons du signal. Il est donc conseillé de supprimer ces valeurs moyennes dans le calcul du PRD, dans ce cas, c'est l'expression de  $PRD_2$  qui est utilisée; cependant, dans la plupart des techniques de compression de l'ECG utilisant la base de données MIT-BIH [25-26] considérée comme référence quasi universelle, l'expression de  $PRD_1$  est la plus utilisée, avec un offset égal à 1024.

Il existe un autre critère d'évaluation appelé WDD (Weighted Diagnostic Distortion) [27] qui reflète mieux l'aspect diagnostique du signal ECG où les différentes ondes formant le signal ECG sont évaluées séparément ; cependant la complexité de calcul de ce paramètre ne plaide pas en sa faveur et de ce fait la plupart des chercheurs maintiennent une préférence pour l'utilisation du PRD comme paramètre d'estimation.

### 2.2.2 Taux de Compression

La performance d'une méthode de compression est évaluée par le taux de compression (CR : Compression Ratio), calculé par la comparaison du nombre de bits nécessaires pour représenter les échantillons du signal original à celui du signal compressé.

De manière générale, plus le taux de compression augmente et plus il y a de distorsion dans le signal. Une bonne méthode de compression doit avoir un grand taux de compression et un PRD aussi petit que possible.

### **2.2.3 Complexité de l'Algorithme de Compression**

La complexité d'un algorithme se mesure par le temps nécessaire pour son exécution sans tenir compte des détails de mise en œuvre tels que : la vitesse du processeur, le jeu d'instructions, la vitesse du disque ou le type de compilateur.

### **2.3 Méthodes de Compression de l'ECG**

Dans la littérature, les méthodes de compression des données ECG sont divisées en deux catégories: compression sans perte (réversible) et compression avec perte (irréversible). Dans la compression sans perte de données, les échantillons des signaux sont considérés comme des réalisations d'une variable aléatoire. Un codage entropique est effectué en enlevant la redondance qui se manifeste en termes de dépendance statistique entre les échantillons.

Les méthodes de compression sans perte typiques (suppression des valeurs nulles, codage RLE (Run Length Encoding), codage différentiel, codage de Huffman, codage arithmétique et codage de type LZ (Lempel-ZIV)) sont moins appropriées à cause du faible taux de compression qui en résulte. Par contre, les méthodes avec pertes peuvent produire des taux de compression très élevés.

En effet, la quantification des données introduit des redondances supplémentaires, ce qui conduit à des taux de compression plus élevés. Ce résultat fortement souhaité nuit néanmoins à la réversibilité du processus de récupération du signal original. Cet état de fait reste cependant souvent acceptable tant que la distorsion introduite n'affecte pas les caractéristiques cliniques essentielles véhiculées par le signal.

Les méthodes de compression avec perte sont généralement classées en deux grandes familles : les méthodes de compression à une dimension (1D) et les méthodes de compression à deux dimensions (2D).

### **2.4 Méthodes de Compression 2D**

Après une transformation bidimensionnelle, l'ECG, qui est à l'origine un signal 1D, aura une représentation bidimensionnelle et peut être considéré comme une image. Dans ce cas, les normes ou algorithmes dédiés au traitement d'image peuvent être adaptés au contexte ECG.

Dans [28], après avoir obtenu une représentation 2D du signal ECG, une transformée en cosinus discrète (Discrete Cosine Transform : DCT) 2D est appliquée. Les coefficients

de la transformée sont quantifiés à l'aide d'un quantificateur uniforme, puis codés avec un codeur de type RLE. Les résultats obtenus sont considérablement améliorés par rapport aux méthodes 1D pour la même qualité de reconstruction.

Dans [29], les auteurs utilisent une transformée en ondelettes par paquets (Discrete Wavelet Packet Transform : DWPT) 2D sur l'image synthétique formée par les différents cycles cardiaques. Les coefficients les plus larges sont retenus avec leurs indices.

Dans [30], la décomposition en valeurs singulières tronquées (Singular Value Decomposition : SVD) est appliquée sur la matrice de données ECG. Les éléments les plus pertinents de la décomposition sont retenus en tant que données compressées.

Dans [31,32], les auteurs utilisent le codeur JPEG2000 pour compresser l'image ECG. Des résultats excellents sont obtenus dans [32] qui traitent efficacement le problème des périodes irrégulières du signal ECG.

Dans [33], les auteurs utilisent la transformée en ondelettes discrète 1D (Discrete Wavelet Transform : DWT) sur l'image ECG. Cette transformée est appliquée de manière verticale et seulement sur les régions d'intérêt (Region Of Interest : ROI). De bons résultats sont obtenus avec des temps de calculs meilleurs que les autres méthodes 2D.

En résumé, on peut dire que le processus de compression de l'ECG 2D se déroule selon les étapes suivantes :

1. Prétraitement : pour construire la matrice 2D, on effectue les opérations suivantes : détection des QRS, normalisation de la période, normalisation de l'amplitude, suppression de la moyenne et tri croissant ou décroissant de la période.
2. Application d'une transformée 2D (DCT, DWT, SVD, etc.).
3. Codage.

Ces méthodes peuvent aboutir à des taux de compression élevés avec une faible erreur de reconstruction en exploitant les corrélations intra et inter cycles cardiaques. Cependant, les performances de ces méthodes dépendent essentiellement de la précision de détection des complexes QRS qui peut être affectée dans le cas du signal ECG par les faibles amplitudes des complexes QRS, les variations imprévisibles des

intervalles RR, de la morphologie du complexe QRS ainsi que l'incidence négative d'une faible amplitude de l'onde T. Divers autres types d'artefacts et de bruits, y compris les artefacts de mouvement, l'interférence des lignes électriques, les artefacts musculaires et le bruit des instruments d'enregistrement peuvent avoir un impact réducteur sur les performances d'un processus de compression.

Ainsi, les méthodes de compression de l'ECG 2D exigent une détection des ondes QRS fiable, précise et à faible complexité ce qui requiert un temps de calcul et un espace de travail supplémentaires, ce qui tend à rendre ces méthodes plutôt mal adaptées aux applications temps réel.

### **2.5 Méthodes de Compression 1D**

Les méthodes de compression du signal ECG 1D présentent l'avantage d'être simples (niveau de complexité mineur), rapides et efficaces, ce qui les rend appropriées pour les systèmes de surveillance cardiaques portables. Ces méthodes peuvent être subdivisées en trois grandes catégories [34] :

1. Les méthodes directes exploitant la représentation temporelle du signal ECG.
2. Les méthodes transformationnelles travaillant sur une représentation du signal ECG dans un autre domaine où l'on a moins de paramètres à traiter.
3. Les méthodes basées sur l'extraction de paramètres.

Dans ce qui suit, on va présenter ces différentes méthodes tout en faisant apparaître les avantages et les inconvénients de chaque méthode.

#### **2.5.1 Méthodes Temporelles**

Ces méthodes exploitent les redondances intra cycles cardiaques, c'est-à-dire entre les échantillons successifs du signal ECG. Les techniques de compression exploitant la représentation temporelle peuvent être groupées en trois catégories, les techniques d'interpolation et d'extrapolation et les techniques d'échantillonnage adaptatives.

##### **a) Techniques de Prédiction et d'Interpolation Polynomiales**

Ces techniques utilisent un polynôme d'ordre  $k$  qui est représenté à travers les échantillons précédents connus. Il est ensuite extrapolé pour prédire les échantillons futurs. On peut mentionner entre autres les techniques utilisant les prédicteurs d'ordre zéro et un [35]. Ces techniques enregistrent un échantillon singulier et effacent les

échantillons successifs qui se situent dans un intervalle de tolérance dont le centre représente l'échantillon sauvegardé et les remplacent par une droite.

Contrairement aux polynômes prédicteurs, Les polynômes interpolateurs utilisent les échantillons précédents et futurs pour décider si l'échantillon actuel est redondant ou non. Dans ces techniques on distingue les interpolateurs d'ordre zéro et d'ordre un utilisés dans [36]. L'utilisation des polynômes interpolateurs résulte en un taux de compression plus élevé. Cela est dû à un choix approprié des échantillons sauvegardés.

### **b) Techniques d'Echantillonnage Adaptatif**

L'échantillonnage adaptatif permet d'ajuster la fréquence d'échantillonnage d'une source donnée de manière à permettre un changement suivant l'activité de la source.

De ce fait, les signaux sont échantillonnés rapidement lors des périodes de transitions rapides et lentement ailleurs. Ainsi, une sortie est fournie lorsque le changement de données excède une tolérance prédéterminée.

Le principe de la compression par ces techniques consiste à représenter des portions du signal ECG par des segments de droite. Seuls les paramètres de ces segments sont conservés et enregistrés.

Les méthodes suivantes appartiennent aux techniques d'échantillonnage adaptatif :

**La méthode AZTEC** (Amplitude Zone Time Epoch Coding) [37] : elle consiste à chercher des segments horizontaux dont la longueur est supérieure à 2 échantillons et représenter les points contenus entre deux plateaux par des pentes. Des versions améliorées sont proposées dans [38] et [39].

**La méthode TP** (Turning Point) [40] : comme son nom l'indique, elle conserve tous les points tournants du signal (les points où il y a changement de pente), le taux de compression atteint au maximum 2.

**La méthode CORTES** (Coordinate Reduction Time Encoding System) [41] : c'est une méthode hybride impliquant les algorithmes TP et AZTEC. CORTES utilise AZTEC pour éliminer les points se trouvant sur la ligne isoélectrique et applique l'algorithme TP dans les régions hautes fréquences (complexes QRS).

**La méthode FAN** (éventail) [42] : l'idée est de sauvegarder seulement les points qui ont des pentes qui diffèrent d'un seuil prédéterminé des pentes des points voisins.

**La méthode SAPA** (Scan Along Polygonal Approximation) [43] : présente une généralisation de la méthode FAN. Trois algorithmes basés sur SAPA sont proposés, SAPA-2 est similaire à FAN [44].

### **2.5.2 Méthodes Transformationnelles**

Les méthodes par transformation ramènent les échantillons corrélés du signal ECG dans un espace où les données sont moins corrélées, et cela, à travers la décomposition dans une base de fonctions orthogonales adéquates. Ce type de compression appelé aussi codage par transformée (transform coding), découle du fait que les transformées du signal ECG possèdent les propriétés de préservation d'énergie, de compactage d'énergie et de décorrélation. Le processus de compression par ces méthodes se déroule selon les étapes suivantes: prétraitement, transformation, seuillage, quantification et codage entropique des indices des coefficients quantifiés.

Les méthodes de compression par transformées incluent notamment :

#### **a) Transformées Basées sur la Décomposition en Valeurs Singulières**

##### **Transformée de Karhunen-Loeve (KLT)**

La KLT est la transformée optimale pour la représentation des signaux aléatoires dans le sens de l'erreur quadratique moyenne.

Dans [45], un modèle stochastique du signal ECG pour chiens a été élaboré et un algorithme de compression à base de la KLT est appliqué sur de nombreux signaux ECG. Les résultats sont comparés aux transformée DCT et Haar. Pour le même taux de compression, la KLT conduit à une qualité bien meilleure. Les auteurs estiment que la méthode proposée peut être appliquée à l'ECG humain.

Dans [46], les auteurs étudient la faisabilité d'une représentation statistique du signal ECG humain en utilisant la KLT. Les propriétés de débruitage et de compression sont démontrées.

Dans [47], la KLT est utilisée pour la compression de l'ECG avec en plus le filtrage des bruits qui contaminent les signaux. Une étape de détection de QRS est effectuée et la KLT est appliquée sur chaque cycle. Une technique d'estimation adaptative des coefficients de la KLT a été élaborée permettant une réduction considérable de l'effet des bruits sur la reconstruction du signal.

Dans [48], les auteurs utilisent la KLT avec une étape de prétraitement qui consiste à segmenter le signal en différents cycles cardiaques, ensuite localiser les différentes ondes dans chaque cycle. Des fréquences d'échantillonnage différentes sont associées à chaque onde.

Comme il n'existe pas d'algorithme rapide pour la KLT, on lui préfère souvent d'autres transformations.

### **Analyse par Composantes Principales PCA (Principal Component Analysis)**

L'analyse par composantes principales est équivalente à la KLT, à la différence que la KLT utilise la matrice covariance théorique du signal, tandis que la PCA utilise la matrice covariance construite à partir des N échantillons disponibles du signal.

Dans [49], les auteurs développent une technique de compression du signal ECG basée sur la PCA dont le calcul se fait à travers une implémentation par réseaux de neurones.

Dans [50], les auteurs présentent une forme modifiée de la PCA où le signal ECG est partitionné en cycles cardiaques à longueurs variables. La PCA est ensuite appliquée sur chaque cycle. Un taux de compression moyen de 33:1 a été atteint pour un PRD moyen de 10%.

### **b) Transformée de Walsh**

Cette transformée n'est pas optimale au sens de la concentration de l'énergie du signal. Elle possède par contre l'avantage d'être simple à calculer du fait que ces fonctions ne prennent que les valeurs +1 et -1.

Dans [51] est présentée la première application de la transformée de Walsh dans la compression de l'ECG, et une implémentation sur microprocesseur a été réalisée.

Dans [52], les auteurs réduisent le temps d'exécution de manière appréciable via l'implémentation de l'algorithme dans un système multiprocesseur.

Dans [53] un quantificateur logarithmique a été utilisé pour améliorer la qualité de reproduction.

### **c) Transformée de Fourier FT (Fourier Transform)**

Dans [54], les signaux ECG issus de deux canaux, sont décomposés en cycles, chacun décomposé en deux parties: le complexe QRS et le reste des composants du signal. La

transformée de Fourier est appliquée au contour fermé issu du vectocardiogramme formé par les deux canaux. La partie QRS et le reste du cycle sont compressés à des taux différents. Du fait que le signal ECG est de nature quasi périodique.

Dans [55], les auteurs considèrent une représentation en série de Fourier du signal ECG et proposent une méthode basée sur l'estimation adaptative des coefficients de cette série.

Dans [56], les auteurs proposent un algorithme de compression en utilisant la transformée de Fourier discrète classique. Les coefficients sont calculés à l'aide des fonctions des bases sinus et cosinus au lieu des bases exponentielles complexes, pour éviter la génération de coefficients à valeurs complexes. Deux stratégies pour le choix des coefficients significatifs : en fonction de la sélection d'une fréquence de limitation de bande fixe, et une stratégie d'adaptation en fonction de la répartition de l'énergie spectrale du signal. La technique proposée permet d'obtenir un taux de compression moyen de 16 avec une excellente qualité de reconstruction.

### **d) Transformée en Cosinus Discrète**

Dans [57], les auteurs ont prouvé pour la première fois l'applicabilité de la DCT dans la compression de l'ECG. Cependant les résultats ne sont pas assez bons en ce qui concerne le taux de compression.

Dans [58], la DCT est appliquée directement sur le signal ECG et les coefficients qui en résultent sont répartis en régions basses et hautes fréquences. Les coefficients de chaque région sont modélisés séparément et un codage différentiel est appliqué sur les paramètres des modèles. Des taux de compression atteignant 40:1 peuvent être achevés sans distorsions significatives.

Dans [59], le signal ECG est partitionné en blocs de longueur fixe et chaque bloc de coefficients DCT est quantifié et seuillé suivant un vecteur de quantification et un seuil spécifique pour chaque signal. Les résultats obtenus sont compétitifs comparativement aux méthodes à base de la DWT.

Dans [60], une amélioration des performances de la technique utilisée dans [59] a été obtenue par l'adoption d'une quantification adaptative des coefficients DCT non nuls et d'un codage efficace de la table de correspondance qui indique la position des coefficients non nuls.

**e) Transformée en Polynômes**

Des méthodes de compression du signal ECG avec des polynômes ont été élaborées. Les polynômes de Legendre ont été utilisés notamment dans [61] pour la compression de l'ECG en segmentant le signal en intervalles RR. Chaque intervalle est ensuite décomposé dans une base de 50 polynômes. La compression est complétée par un codage RLE.

Dans [62] on trouve une autre application des polynômes de Legendre où une première phase de compression consiste à ne conserver que les coefficients dont la valeur est supérieure à un seuil ajustable, le codage de Huffman est ensuite appliqué aux coefficients retenus.

**f) Transformée par les Fonctions d'Hermite**

Une méthode de compression du signal ECG par les fonctions d'Hermite est élaborée dans [63], elle n'utilise que les trois premières fonctions d'Hermite et les portions P-QRS-ST-T des signaux ECG sont paramétrées indépendamment.

Dans [64] on utilise les fonctions d'Hermite discrètes. La méthode permet d'obtenir des taux de compression plus élevés par rapport aux algorithmes basés sur des fonctions continues de Hermite, de cosinus discrète, ou d'ondelettes.

**g) Codage en Sous Bandes**

Cette technique s'inspire des méthodes de compression de la parole. Dans ce type d'applications il est notoire que les sous-bandes basses du signal véhiculent la majeure partie de l'énergie du signal et de ce fait, requièrent plus de bits de codage. A contrario, les sous-bandes de hautes fréquences ne contiennent généralement que des composants de faible énergie et sont conséquemment considérés non vitaux à la reconstruction du signal originel. Ces sous-bandes sont donc codées avec un minimum de bits. La décomposition en sous-bandes se fait par le biais d'un système de filtres adéquatement ajustés.

Dans [65], le signal ECG est décomposé en six sous-bandes au moyen de filtres miroirs en quadrature (Quadrature Mirror Filter : QMF), des quantificateurs avec des résolutions allant de 11 bits à 0 bits sont appliqués à l'ensemble des sous-bandes.

Dans [66] le codeur en sous-bandes emploie une décomposition en 16 sous-bandes par l'utilisation d'un banc QMF. Le banc de filtres peut être réalisé soit avec des filtres IIR

(Infinite Impulse Response) ou FIR (Finite Impulse Response). Les sous-bandes sont seuillées, quantifiées puis codées par un codeur RLE à la sortie duquel on applique un code de Hauffman. Des taux de compression allant de 5 à 15 peuvent être obtenus sans perte notable de l'information clinique.

Dans [67], on utilise deux bancs de filtres à 16 canaux chacun dont la détermination est basée sur la résolution d'un problème d'optimisation qui utilise la méthode du gradient.

Dans [68], est présenté un algorithme simple qui utilise un banc de filtres modulés en cosinus à reconstruction presque parfaite avec 16 canaux avec un filtre prototype de longueur 192. Un seuillage est appliqué basé sur une valeur cible du PRD. Un quantificateur scalaire est appliqué suivi d'un codage entropique. Les résultats obtenus dépassent ceux de la technique des ondelettes par paquets à la fois en qualité et efficacité.

### **h) Transformée en Ondelettes Discrète**

La DWT est une transformation qui fait usage des caractéristiques du domaine temporel et fréquentiel d'un signal. Les méthodes de compression basées sur les ondelettes sont plus performantes que celles utilisant le domaine temporel ou fréquentiel. Les principales propriétés de la DWT sont la localité, la multirésolution, le compactage d'énergie et la facilité de mise en œuvre. Les performances des méthodes de compression par ondelettes dépendent de l'ondelette mère, du nombre de niveaux de décomposition, des approches de seuillage et de quantification des coefficients ondelettes et du codage de la carte de signifiante (significance map).

En se basant sur le codage des coefficients, les méthodes utilisant les ondelettes sont regroupées en différentes catégories [69]:

- Méthodes avec seuillage.
- Méthodes de codage par arbre.
- Méthodes de quantification vectorielle (VQ).
- Méthodes de prédiction linéaire (LP).

### **Méthodes avec Seuillage**

Parmi les quatre catégories de méthodes de compression à base de la DWT, les méthodes basées sur le seuillage font appel à des algorithmes de faible complexité. La première étape de codage des coefficients ondelettes est le

processus de seuillage. La valeur du seuil est déterminée sur la base de critères spécifiques tels que l'énergie retenue, l'efficacité de l'emballage de l'énergie EPE (Energy Packing Efficiency), le pourcentage de coefficients ondelettes à annuler, la qualité de reconstruction et le taux de compression.

Dans [70], le seuil est déterminé à base d'un pourcentage de coefficients ondelettes à annuler. Une carte de signifiante constituée de 0 et 1 est créée pour repérer les positions des coefficients non nuls. Ces derniers sont linéairement quantifiés. Les indices de quantification qui en résultent ainsi que la carte de signifiante sont codés via l'algorithme de Huffman.

Dans [71], les auteurs ont présenté une nouvelle méthode de compression de l'ECG basée sur une transformée en ondelettes orthonormée avec une stratégie de quantification adaptative par laquelle un PRD prédéterminé peut être garanti avec un taux de compression élevé. La méthode présentée est mise en œuvre avec une ondelette conçue par Daubechies à base de filtres de longueur égale à 10. Le choix se fait sur des segments de taille 1024 avec cinq niveaux de décomposition. Pour chaque segment, un pas de quantification optimal est déterminé. Les coefficients sont ultérieurement codés par le codeur Lempel-Ziv-Welch (LZW) qui se caractérise par sa simplicité.

Dans [72] et [73] est présentée une méthode de compression qui choisit le schéma de décomposition en paquets d'ondelettes optimal -au sens plus de compression et moins de distorsion- pour chaque signal ECG. Dans [72], un procédé de seuillage basé sur un calcul d'énergie est effectué sur les coefficients. Dans [73], le seuil est déterminé selon un calcul d'entropie, et les coefficients nuls sont codés par le codage RLE. Deux bancs de quantificateurs ont été utilisés à chaque nœud de l'arbre de décomposition, et chaque banc contient trois quantificateurs dont les résolutions sont de 6, 7 et 8 bits. Le choix de l'un des trois quantificateurs est guidé par un procédé d'optimisation global produisant une meilleure compression vis-à-vis de la contrainte sur le PRD mais au détriment d'un nombre accru de calculs.

Dans [74] a été proposée une méthode de compression efficace basée sur l'application de la DWT jusqu'à cinq niveaux de décomposition à l'aide des filtres ondelettes Bior4.4. Les coefficients sont regroupés en trois groupes, et chaque

groupe est seuillé à la base d'une valeur désirée de l'EPE. Un codage des indices de quantification et de la carte de signifiante est ensuite effectué.

Dans [75], les auteurs ont présenté une méthode de compression à base de paquets d'ondelettes. Quatre niveaux de décomposition ont été adoptés avec les filtres ondelettes Bior4.4. Pour chaque segment du signal ECG, une base de décomposition et un seuil sont déterminés selon une valeur de PRD désiré. Les coefficients significatifs ainsi que la carte de signifiante sont codés par un codeur entropique comme dans [70]. Les auteurs montrent que le schéma proposé surpasse les taux de compression reportés dans la littérature par les approches fondées sur le seuillage.

### **Méthodes de Codage par Arbre**

Ces méthodes sont basées sur une représentation par arbre des coefficients ondelettes. Les techniques de codage EZW (Embedded zero tree wavelet) et SPIHT (set partitioning in hierarchical trees) exploitent les dépendances hiérarchiques entre les coefficients ondelettes dans les différentes sous bandes. Ces techniques étaient destinées au début pour la compression des images, mais des versions pour les signaux unidimensionnels ont été élaborées.

Dans [76], deux méthodes de compression de l'ECG basées sur l'utilisation d'ondelettes et paquets d'ondelettes ont été développées. L'algorithme EZW est utilisé pour coder les coefficients générés par les deux transformées. Des techniques d'extension de signaux ont été effectuées pour aboutir à des transformées non expansives. Pour les paquets d'ondelettes, on choisit la meilleure décomposition pour chaque segment du signal en se basant sur un calcul de coût entropique. Des résultats plus performants sont obtenus dans [77] qui utilisent une version modifiée du codeur EZW appelée MEZW.

Dans [78], les auteurs ont développé un algorithme qui reprend les principes de l'algorithme EZW, mais qui utilise un codage plus performant. Il en résulte de meilleurs taux de compression de l'ECG.

Dans [79], les auteurs ont développé une méthode de compression à base de SPIHT avec un contrôle de qualité basé sur un calcul de PRD qui est achevé en cherchant un débit binaire d'une manière automatique et rapide.

Dans [80], les auteurs ont repris le travail effectué dans [79] et ont amélioré la vitesse d'exécution en adoptant une autre manière de calculer le PRD. Ils ont également proposé un autre indice de contrôle de qualité appelé WWPRD (Wavelet Weighted PRD) qui reflète de manière précise la distorsion clinique introduite par le processus de codage.

### **Méthodes de Quantification Vectorielle**

Dans ces méthodes, la compression est achevée en quantifiant les coefficients ondelettes par un ensemble réduit de vecteurs de référence.

Dans [81], un dictionnaire est construit autour des coefficients de chaque sous-bande par l'algorithme des K-means, et les vecteurs centres dont la longueur est 8, 6, 4 ou 1 forment les éléments du dictionnaire. Selon les auteurs, l'algorithme proposé est plus performant comparé aux techniques directes et à base d'ondelettes. Cependant, les quantificateurs vectoriels souffrent souvent du problème de discordance entre l'ensemble d'entraînement et l'ensemble de test. Ce qui fait qu'un dictionnaire fixe ne peut pas fonctionner correctement pour tous les types de signaux ECG.

Dans [82], on propose un quantificateur vectoriel adaptatif (AVQ) dont le dictionnaire est constamment mis à jour selon un mécanisme appelé Gold Washing. Les résultats obtenus surpassent ceux du codeur SPIHT, mais au prix d'une grande complexité algorithmique corollaire d'un plus grand temps d'exécution.

### **Méthodes de Prédiction Linéaire LP (Linear Prediction)**

Dans ces méthodes la valeur de chaque coefficient ondelette est prédite à partir des coefficients précédemment codés. Seul l'écart entre la valeur prédite et la valeur réelle est quantifiée puis compressée par l'une des techniques de compression sans pertes : RLE, Huffman etc.

Dans [83], les auteurs proposent une technique de compression de l'ECG basée sur la décomposition de chaque signal ECG en cycles de périodes et amplitudes normalisées. On applique ensuite la DWT à chaque cycle. Ce processus est terminé par une prédiction linéaire des coefficients d'ondelettes en adéquation

avec un certain seuil de signifiante. Cette méthode exploite les corrélations inter et intra cycles cardiaques.

Dans [84], les auteurs proposent une méthode de compression qui ne nécessite pas de prétraitement. Après application de la DWT au signal ECG, un modèle LP des coefficients ondelettes est formulé, le signal erreur ou résidu est construit. Après quantification, une technique de codage est appliquée et qui consiste à coder l'indice de quantification ainsi que le nombre de répétitions des zéros par le même type de code. Selon les auteurs de cette technique, un taux de compression de 20:1 associé à un PRD de 4% a pu être obtenu.

### **i) Acquisition Comprimée**

La CS ou "Compressed Sensing" se présente comme une nouvelle alternative en ce sens qu'elle se base plus sur la parcimonie du signal que sur les composants fréquentiels dans la reconstruction du signal. Moins d'échantillons sont ainsi requis, simplifiant de ce fait et de manière significative toutes les opérations de traitement en aval.

Dans [85], les auteurs ont comparé les performances de la CS en termes de compression et de consommation d'énergie par rapport à une méthode à base d'ondelettes. Leurs résultats ont montré que, malgré le fait que la CS est moins performante en termes de qualité de reconstruction, elle est plus facile à mettre en œuvre et fait augmenter l'autonomie en énergie de 37.1 % par rapport à la méthode à base d'ondelettes.

Dans [86], les auteurs présentent un système d'acquisition et de compression analogique des signaux ECG et EMG (Electromyogramme) à base de la technique CS. Des taux de compression de l'ordre de 16:1 sont atteints avec une qualité de reproduction acceptable.

### **j) Transformées Hybrides**

Dans ce type de techniques, au moins deux transformées sont utilisées pour la compression des signaux ECG.

Dans [87], une combinaison DWT-DCT pour compresser les signaux ECG a été expérimentée. Selon les auteurs, la qualité visuelle du signal reconstitué est nettement supérieure à celle obtenue dans le cas où une seule transformation est utilisée.

Dans [88], les auteurs présentent une technique de compression basée sur la décomposition en valeurs singulières du signal ECG. Les valeurs singulières non

significatives sont rejetées, ensuite, la transformée en ondelettes discrète est appliquée sur les valeurs singulières significatives, et les coefficients ondelettes sont ensuite seuillés et codés. Les résultats montrent que cette technique peut atteindre des taux de compression de 25:1 en moyenne avec un PRD moyen de 3.

Dans [89], les auteurs combinent entre la transformée en ondelettes et l'analyse par composantes principales. Cette technique est appliquée sur des signaux ECG multicanaux et les résultats obtenus montrent une nette amélioration du taux de compression par rapport aux techniques utilisées pour ce type de signaux.

Dans [90], les auteurs combinent la DCT au codage en sous-bandes. La décomposition en quatre sous-bandes a été faite par l'utilisation d'un banc QMF structuré en arbre, les étages résultants de l'arborescence sont décimés par un facteur de 2. La sous-bande de basse fréquence est compressée par l'utilisation de la DCT, les autres sous-bandes passent à travers des quantificateurs scalaires à zone morte. Les données nulles sont codées par la technique RLE.

Dans [91], les auteurs mettent en œuvre une technique de compression de signaux ECG multicanaux en utilisant la transformée PCA combinée à la technique de l'acquisition comprimée. La décomposition en composantes principales est appliquée aux signaux ECG multicanaux pour créer la parcimonie nécessaire à la technique CS et les composantes principales significatives sont projetées à travers une matrice de mesure binaire aléatoire pour obtenir les vecteurs de mesure à dimension réduite. Les mesures comprimées sont uniformément quantifiées puis présentées à un codeur entropique de type Huffman.

Dans [92] les auteurs présentent un procédé de compression de l'ECG à l'aide de la CS qui utilise une étape de prétraitement pour détecter les complexes QRS. La méthode fixe alors la période de chaque battement de cœur et adopte une approche de fenêtre glissante pour se concentrer sur un nombre particulier de battements de cœur à chaque fois. La représentation parcimonieuse est obtenue en utilisant la transformée en ondelettes db4. L'algorithme de reconstruction est testé sur quatre enregistrements d'ECG à différents taux de compression. Les résultats présentent une comparaison entre la méthode de compression SPIHT et CS pour divers taux de compression. La méthode adoptée surpasse celle de SPIHT.

Dans [93], [94] et [95] les auteurs ont évalué plusieurs familles d'ondelettes: Coiflets, Haar, Symlets, Daubechies, bi-orthogonales et bi-orthogonales inverses pour créer une parcimonie dans le signal ECG. Pour différents taux de compression allant de 2 à 10, les meilleures performances en termes de qualité de reproduction ont été obtenus par les ondelettes Rbio3.7 et Rbio3.9.

### **2.5.3. Méthodes d'Extraction de Paramètres**

Les techniques de compression basées sur l'extraction de paramètres effectuent un prétraitement afin d'extraire un ensemble de paramètres ou de caractéristiques qui seront utilisés pour modéliser le signal d'origine. On peut subdiviser ces techniques en trois catégories :

#### **a) Peak-Picking**

Dans ces techniques, les échantillons se trouvant aux points caractéristiques du signal (les points extremum des ondes P Q R S T), les points de passage par zéro, les points d'inflexion, et les temps correspondants sont enregistrés. La reconstruction se fait par interpolation polynômiale. Ces techniques sont utilisées dans [96] et [97].

Dans [96], la reconstitution se fait par des polynômes cubiques (splines), tandis que dans [97] la reconstitution se fait par des droites.

#### **b) Prédiction Linéaire**

Ces techniques exploitent la corrélation entre les échantillons adjacents (prédiction à court terme) et la corrélation entre les cycles cardiaques adjacents si le signal ECG est de nature quasi périodique. Dans ce cas on parle de prédiction à long terme. Parmi les techniques de prédiction linéaire appliquées à la compression des signaux ECG, on peut mentionner les travaux [98, 99, 100, 101, 102]. Dans ces techniques, le  $n$ ème échantillon du signal ECG est prédit par les  $K$  échantillons précédents. L'erreur entre le signal original et le signal prédit est générée puis une quantification scalaire ou vectorielle lui est appliquée. Un codage statistique de type Huffman est ensuite appliqué afin d'améliorer le taux de compression.

#### **c) Correspondance de Modèles (Template Matching)**

On extrait des informations concernant les sections formant le signal ECG, à savoir les sections QRS, PQ et ST afin de construire un modèle pour chaque section. Chaque modèle est codé puis sauvegardé pour être comparé avec le signal ECG d'entrée, et

seulement les codes des modèles seront transmis [103], Ou bien on construit un modèle du cycle cardiaque représentant la moyenne des cycles contenus dans le signal ECG, et la différence sera codée et transmise [104], [105] et [106]. L'inconvénient de ces techniques est la nécessité d'un prétraitement intensif du signal ECG, à savoir la détection des régularités, la segmentation, la normalisation et l'estimation de la période du cycle cardiaque. Ce prérequis représente un handicap majeur à l'utilisation de ces techniques en temps réel.

### **d) Quantification Vectorielle**

Dans ces techniques un dictionnaire est généré à travers une procédure d'entraînement et il peut être mis à jour suivant le vecteur d'entrée. Le signal ECG est segmenté en blocs qui seront comparés aux éléments de ce dictionnaire, et seulement les indices des entrées du dictionnaire qui présentent le minimum de distorsion seront transmis.

Dans [107], les auteurs proposent un schéma basé sur la quantification vectorielle pour la compression des signaux ECG multicanaux. La méthode AZTEC est utilisée pour approximer les différents signaux ECG par des lignes et des pentes. Ces derniers paramètres seront utilisés comme éléments du dictionnaire du quantificateur vectoriel. Dans [108] et [109] on extrait des caractéristiques relatives au signal ECG, tels que les amplitudes des différentes ondes et les durées des différents intervalles, ou bien des cycles cardiaques complets qui seront codés.

Dans [110] une méthode de compression basée sur la détection automatique des QRS, la normalisation des périodes et des amplitudes, et enfin, la quantification vectorielle de chaque cycle. Le dictionnaire a été construit par la méthode LBG appliquée sur une partie du signal ECG.

Dans [111] et [112], le quantificateur vectoriel est appliqué directement sur les segments du signal ECG. Des séquences d'entraînement très large sont nécessaires de sorte que toutes les propriétés statistiques du complexe PQRST sont capturées. Les performances de ce type de technique dépendent crucialement du choix du dictionnaire, à savoir la dimension, la longueur, la nature des éléments et la mesure de distorsion adoptée.

### **e) Réseaux de Neurones**

Dans ces méthodes, les données sont présentées au réseau de neurones cycle par cycle. Les couches d'entrée et de sortie ont le même nombre de nœuds. Toutes les variations

dans le signal ECG sont apprises par le réseau et mémorisées sous forme de poids et niveaux d'activation.

Dans [113] et [114], les auteurs utilisent deux réseaux de neurones, l'un pour l'entraînement et l'autre pour la compression et chaque réseau est formé de trois couches: une couche d'entrée avec 70 nœuds, une couche cachée de quelques nœuds et une couche de sortie de 70 nœuds. L'entraînement se fait en mode supervisé avec des signaux qui sont les mêmes que les signaux d'entrée. La rétropropagation est utilisée comme algorithme d'entraînement.

Dans [115], les auteurs proposent une méthode de compression similaire à celle de [113], sauf que le système est constitué de trois réseaux partiellement connectés chacun affecté à l'évolution d'une des trois caractéristiques de l'ECG en l'occurrence les ondes P et T et le complexe QRS. La technique s'avère plus robuste contre le bruit et les variations dans les données ECG.

Dans [116], les auteurs utilisent un type de réseaux de neurones appelé : Input Delay Neural Network qui ne requiert pas une segmentation du signal ECG en cycles et se contente de segments de 10 s d'intervalles. Le réseau de neurones avec l'architecture 4-5-1 est appliqué sur chaque segment et on ne sauvegarde que les poids et les biais de la couche cachée, ce qui résulte en des taux de compression plus élevés.

### **2.6 Méthodes de Compression du Signal PCG**

Considérons le schéma de la figure 2.2: une personne avec un smartphone peut accéder à un service de santé à distance à partir de n'importe quel endroit et à tout moment. Le signal PCG (ou tout autre signal physiologique) peut être enregistré en continu par la fixation d'un capteur PCG dans des positions appropriées. Les données sont compressées par un algorithme intégré dans le téléphone intelligent. Ainsi, l'analyse à distance bénéficie de l'amélioration de l'efficacité de la transmission grâce aux techniques de compression. Le signal PCG est reconstruit au centre de santé sans aucune perte d'information physiologique.

Pour atteindre des taux de compression élevés avec le moins de distorsion possible, de nombreux chercheurs ont mis au point des techniques de compression pour les données PCG.

Dans [117], les auteurs utilisent une transformée en ondelettes discrète. La méthode consiste à diviser le signal PCG en blocs non entrelacés, ensuite la transformée en

ondelettes est appliquée à chaque bloc. Un seuil est calculé de manière à retenir un certain taux d'énergie, puis il est appliqué pour sélectionner un nombre restreint de coefficients d'ondelettes. Après quantification, un codage de type Huffman est appliqué aux coefficients non nuls ainsi qu'à la table de signifiante associée.

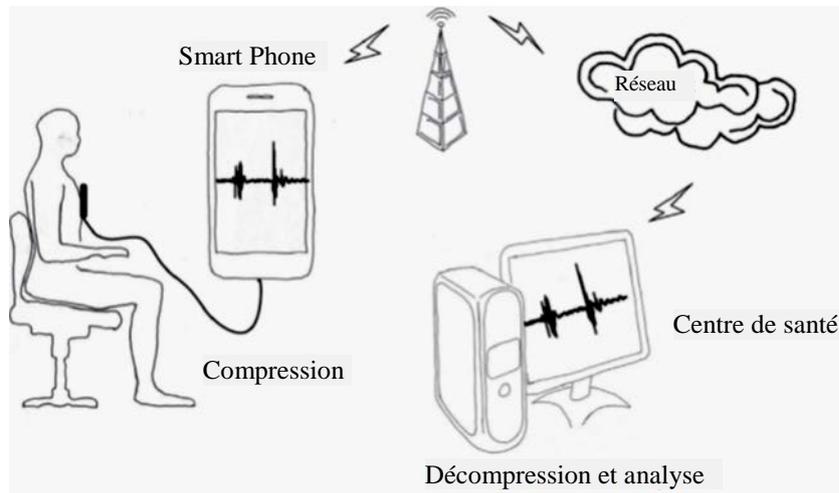


Figure 2.2 : Illustration d'un système d'analyse à distance d'un signal PCG [118].

Dans [119], une amélioration du taux de compression a été obtenue en adoptant la technique VKTP appliquée à la séquence binaire issue de la table de signifiante. Les mêmes auteurs dans [120] ont utilisé un algorithme génétique afin d'obtenir les paramètres optimaux pour la compression, à savoir le type d'ondelette, la longueur du bloc et le niveau de décomposition. La technique de compression a été ensuite implémentée sur un système à base de FPGA [121].

Des performances similaires ont été obtenus dans [122], où les auteurs ont adopté une version modifiée d'un codage progressif de type EZW pour coder les coefficients de la transformée en ondelettes.

Dans [123], les auteurs ont développé une plateforme basée sur la technologie SoC (System on a Chip), dans laquelle ils ont implémenté un software de compression du signal PCG basé sur l'utilisation de la transformée en ondelette avec un seuillage des coefficients selon plusieurs niveaux. La technique de compression ainsi élaborée permet une implémentation en temps réel.

Dans [124], les auteurs ont présenté une méthode basée sur la décomposition de Fourier adaptative pour la transmission des signaux multi-vitaux, ECG, SPG et PCG. Les résultats obtenus pour le signal PCG sont compétitifs avec les travaux déjà cités.

Dans [118], les auteurs ont élaboré une méthode de compression à base de dictionnaire généré par l'application de la transformée de Fourier à court terme sur un segment d'entraînement d'un signal PCG. Les paramètres de décomposition forment les éléments du dictionnaire. Le signal PCG à compresser est décomposé par la technique de Fourier à court terme. Chaque composant possédant une correspondance dans le dictionnaire sera représenté par un index. Un signal résidu sera formé par le signal original et le signal reconstruit à travers le dictionnaire, et sera quantifié par un quantificateur vectoriel.

Des résultats meilleurs sont rapportés dans [125], où les auteurs utilisent une technique de compression basée sur la transformée en ondelettes et dont les coefficients sont quantifiés à l'aide d'un quantificateur à zone morte tandis que la table de correspondance est codée selon un codage différentiel suivi d'un codage de Huffman.

### **2.7 Conclusion**

D'après le tour d'horizon effectué sur les différentes techniques de compression appliquées aux signaux cardiaques, il est clair qu'il existe une grande diversité pour le choix de telle ou telle technique. Ce choix varie selon la complexité de calcul, la difficulté de mise en œuvre, la vitesse d'exécution et le compromis taux de compression et qualité de reconstruction. Cependant, on peut remarquer qu'il y a une tendance vers les techniques transformationnelles qui ont démontré leur efficacité dans d'autres domaines de compression tels que la parole et l'image.

Il faut mentionner aussi que parmi les techniques transformationnelles, les méthodes basées sur les transformées DCT et ondelettes présentent le meilleur compromis entre complexité de calcul et taux de compression, particulièrement pour les méthodes de compression 1D. Ce n'est malheureusement pas le cas pour les méthodes 2D du fait qu'elles soient pénalisées par les opérations de prétraitement qui nécessitent une représentation particulière pour le cas des signaux ECG.

La technique de l'acquisition comprimée est une technique nouvellement explorée. Elle est souvent utilisée conjointement avec les transformées DWT, DCT ou encore KLT. Sa pertinence réside dans sa facilité d'implantation au niveau de l'étage de codage. La complexité de l'algorithme est en quelque sorte déportée vers l'étage de décodage; ce qui rend la technique intéressante lors de transmissions de données à distance.

## Chapitre III

---

### Algorithme de Compression du Signal ECG à Base de la DCT

### 3.1 Introduction

Le premier algorithme dédié à la compression du signal ECG est un algorithme basé sur la transformée en cosinus discrète (DCT). Comme toute méthode de compression à base de transformée, notre méthode comprend les éléments indiqués sur la figure 3.1:

- Etage de prétraitement, qui dans notre cas élimine la composante continue et partitionne le signal en blocs consécutifs de taille adéquate.
- Etage de transformation où la DCT est appliquée sur chaque bloc.
- Etage de quantification où les coefficients DCT sont représentés par un nombre limité de valeurs. Cet étage introduit une certaine distorsion qu'il faut gérer en choisissant le schéma de quantification le plus adéquat.
- Etage de codage sans perte qui exploite la redondance créée par le quantificateur pour améliorer le taux de compression.

Pour la récupération du signal, on effectue les opérations inverses, c'est-à-dire : décodage, déquantification, transformée inverse (IDCT), concaténation des différents segments et restitution de la valeur moyenne.

Nous allons par la suite présenter notre méthode en détaillant chaque étage.

Après avoir éliminé la composante continue du signal ECG, ce dernier est partitionné en blocs consécutifs de  $N$  échantillons auxquels est appliquée la DCT.

La DCT possède la propriété de produire un grand nombre de coefficients de faibles valeurs qui auront la valeur zéro après l'étape de quantification. Il est à mentionner que le quantificateur utilisé est un quantificateur scalaire avec zone morte (Dead-zone Quantizer). La zone morte est un paramètre qui contribue au contrôle de la qualité du signal ECG ainsi qu'au taux de compression. Un codage sans perte est nécessaire pour exploiter la redondance issue de l'étape de quantification.

### 3.2 Transformée en Cosinus Discrète

La transformée en cosinus discrète fait partie de la famille des transformées de Fourier. Elle exprime n'importe quelle forme d'onde par la somme pondérée de cosinus. Similaire à la transformée de Fourier discrète DFT (Discrete Fourier Transform), la différence essentielle est que la DFT suppose que les données sont périodiques sur un intervalle de  $N$  échantillons, tandis que la DCT suppose un vecteur augmenté formé de données originales et leurs miroirs avec une périodicité de  $2N$  échantillons.

La DCT a la capacité de concentrer l'énergie du signal en un nombre réduit de coefficients mieux que la DFT, c'est la raison pour laquelle elle est la plus utilisée dans la compression des données [126].

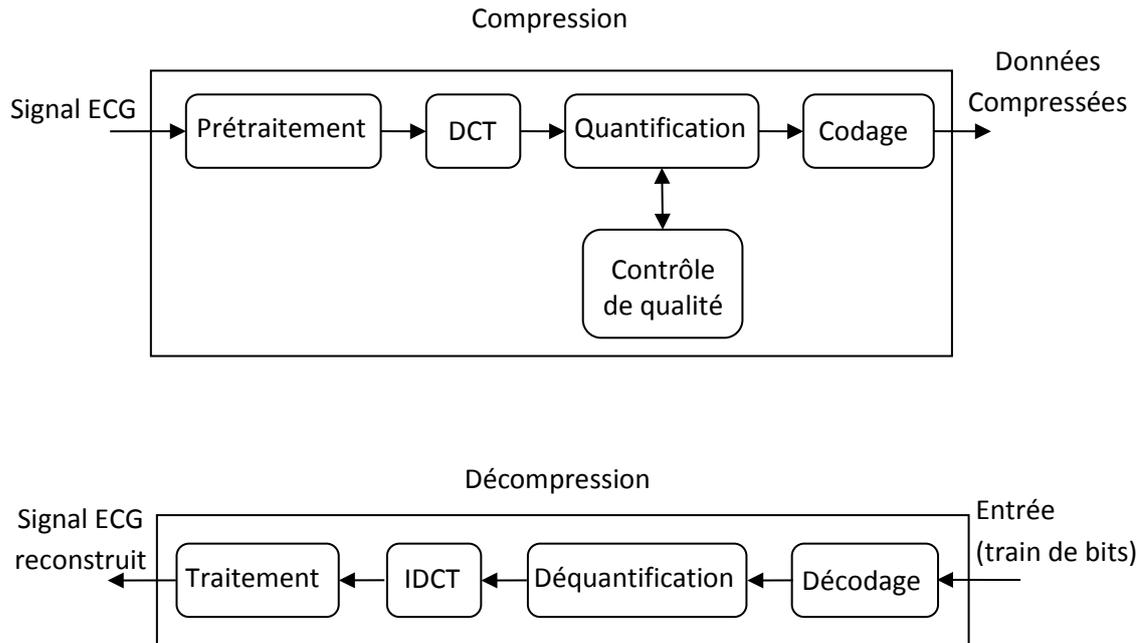


Figure 3.1: Architecture de la méthode de compression et de décompression du signal ECG à base de la DCT.

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

$$X[k] = w(k) \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cos\left(\frac{\pi(2n+1)k}{2N}\right) \quad (3.1)$$

Avec:

$$w(k) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & \text{pour } k = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{pour } k = 1, 2, \dots, N-1 \end{cases} \quad (3.2)$$

C'est aussi la définition utilisée par Matlab pour calculer la DCT.

La transformée inverse de la DCT est définie par :

$$x[n] = \sum_{k=0}^{N-1} w(k) X[k] \cos\left(\frac{\pi(2n+1)k}{2N}\right) \quad (3.3)$$

La DCT ne peut être appliquée que sur un nombre fini de points. Pour des durées d'enregistrements trop longues, le signal ECG peut être considéré comme une séquence infinie. Dans notre approche, nous avons subdivisé le signal d'entrée en blocs de longueurs identiques égales à une puissance de 2.

Un compromis doit être fait lors du choix de la longueur du bloc. Du fait que le processus de calcul de la DCT est cumulatif, on aura besoin de plus de bits pour représenter le résultat pour de longs blocs. Pour de petites longueurs, l'effet de bord sera plus visible ce qui affectera la qualité de reconstruction, de plus, l'application de la DCT sur de petites séquences ne permet pas l'exploitation de la propriété de compactage d'énergie, ainsi le taux de compression sera affecté.

Pour choisir la longueur de bloc adéquate nous avons effectué des tests sur plusieurs longueurs. Les signaux ECG de test sont pris de la base de données MIT-BIH. On prend les deux premières minutes du canal II des enregistrements 100, 101, 102, 103, 107, 109, 111, 115, 117, 118 et 119. On choisit deux valeurs de PRD à savoir 1% et 2%. Les résultats de test sont reportés sur la figure 3.2.

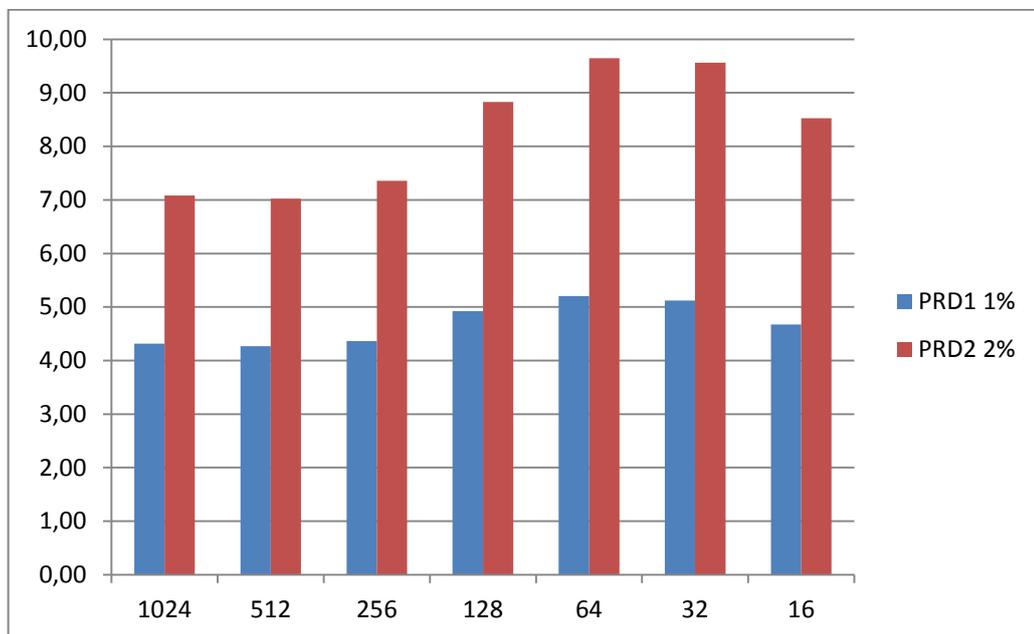


Figure 3.2: Comparaison du taux de compression selon deux valeurs de PRD pour différentes longueurs de blocs.

La figure 3.2 semble indiquer, pour ce type de données, un point d'optimalité relatif à la taille du bloc à retenir en l'occurrence 64 qui se trouve être médiane, ni trop grande ni trop petite.

### 3.3 Quantification

La quantification est une étape inévitable dans tout algorithme de compression avec perte. Elle consiste à faire correspondre à un scalaire (ou vecteur) continu ou discret produit par une source, un ensemble de symboles numériques qui peuvent être transmis ou stockés en utilisant un nombre fini de bits. Elle affecte non seulement la qualité de reconstruction mais aussi le taux de compression. Le choix adéquat d'un quantificateur renforce la qualité de reconstruction.

### 3.3.1 Quantification Scalaire

La quantification scalaire, concerne une source à valeurs scalaires réelles qui peut être modélisée comme une variable aléatoire réelle  $X$  caractérisée par sa fonction densité de probabilité  $f_X$ .

Pour un quantificateur scalaire, deux modes de fonctionnement sont possibles : le mode directe et le mode inverse.

Dans le mode direct, le quantificateur fait correspondre à un intervalle de valeurs  $B_i = [b_{i-1}; b_i]$  du signal d'entrée  $x$  une seule valeur ou indice  $i$ .

Dans le mode inverse, le quantificateur reçoit l'indice  $i$  représentant l'intervalle  $[b_i; b_{i+1}]$  et reconstruit le signal d'entrée  $x$  par une estimation  $y_i \in [b_i; b_{i+1}]$  qui représente le niveau de reconstruction.

La figure 3.3 schématise le fonctionnement d'un quantificateur scalaire selon les deux modes.

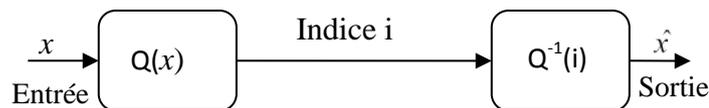


Figure 3.3: Définition d'un quantificateur par les processus de codage et de décodage.

Supposons qu'on veuille quantifier  $X$  avec  $M$  intervalles de décision définis par  $M+1$  points limites  $\{b_i\}_{i=0}^M$  avec  $M$  valeurs quantifiées  $\{y_i\}_{i=1}^M$ .

La valeur  $x$  de l'entrée est quantifiée par l'indice  $i$  si et seulement si  $x$  appartient à l'intervalle de décision  $B_i = [b_{i-1}; b_i)$ .

Donc, l'opération de quantification directe est :

$$i = Q(x) \quad \text{si et seulement si } b_{i-1} \leq x < b_i \quad (3.4)$$

La valeur quantifiée peut être reconstruite à partir de l'indice de quantification par l'équation de quantification inverse :

$$\hat{x} = y_i = Q^{-1}(i) \quad (3.5)$$

Donc, un quantificateur est complètement défini par l'ensemble de régions  $\{b_i\}_{i=0}^M$  et les points représentatifs correspondants  $\{y_i\}_{i=1}^M$ .

L'opération de quantification dans (3.4) cause une perte d'information, en effet, la valeur quantifiée reconstruite par (3.5) est différente de l'entrée du quantificateur et la différence entre les deux valeurs est appelée erreur de quantification:

$$q(X) = X - \hat{X} \quad (3.6)$$

L'erreur de quantification est aussi appelée distorsion de quantification ou bruit de quantification.

L'équation (3.6) peut être écrite :

$$q(X) = X - \hat{X} \quad (3.7)$$

Ce qui explique que le processus de quantification est souvent modélisé par un bruit ajouté au signal d'entrée.

### 3.3.2 Quantificateur Scalaire Optimal

Construire un quantificateur optimal, consiste à trouver l'ensemble des régions  $\{b_i\}_{i=0}^M$  et les points de reconstruction  $\{y_i\}_{i=1}^M$  tout en minimisant une fonction objective qui mesure la performance du quantificateur.

La fonction objective standard utilisée est la valeur quadratique moyenne de l'erreur donnée par:

$$f_{obj}(B_1, B_2, \dots, B_M, y_1, y_2, \dots, y_M) = E[(X - Q(X))^2] = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x)(x - Q(x))^2 dx \quad (3.8)$$

Etant donné que l'ensemble des régions constitue une partition dans R, alors l'équation (3.8) s'écrit :

$$f_{obj}(B_1, B_2, \dots, B_M, y_1, y_2, \dots, y_M) = \sum_{i=1}^M \int_{B_i} f_X(x)(x - y_i)^2 dx \quad (3.9)$$

En général, il est difficile de trouver un minimum global pour la fonction  $f_{obj}$  simultanément par rapport aux  $b_i$  et  $y_i$ , cependant il est possible de résoudre les deux problèmes partiels:

- Etant donnée les régions de quantification  $b_i$ , trouver les  $y_i$  optimales telle que:

$$\{y_1^*, y_2^*, \dots, y_M^*\} = \arg \min_{y_1^*, y_2^*, \dots, y_M^*} \sum_{i=1}^M \int_{b_{i-1}}^{b_i} f_X(x)(x - y_i)^2 dx \quad (3.10)$$

- Etant donnée les niveaux de reconstruction  $y_i$ , trouver les  $B_i$  optimales telle que:

$$\{B_1^*, B_2^*, \dots, B_M^*\} = \arg \min_{B_1^*, B_2^*, \dots, B_M^*} \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x) (x - Q(x))^2 dx \quad (3.11)$$

### Algorithme de Lloyd-Max

L'algorithme de Lloyd-Max est un algorithme qui permet de déterminer les points  $\{b_i\}_{i=0}^M$  délimitant les intervalles de décisions et les points  $\{y_i\}_{i=1}^M$  représentant les niveaux de reconstruction. Le protocole algorithmique associé à la détermination de ces points se présente comme suit:

- Choisir arbitrairement les niveaux de reconstruction  $y_1 < y_2 < \dots < y_M$ .
- Pour  $1 \leq j \leq M-1$ , mettre  $b_j = \frac{1}{2}(y_j + y_{j+1})$ .
- Pour  $1 \leq j \leq M$ , mettre  $y_j$  égal à la moyenne conditionnelle de  $X \in (b_{j-1}, b_j]$  avec  $b_0 = -\infty$ , et  $b_M = +\infty$ .
- Répéter les étapes b) et c) jusqu'à ce qu'il n'y ait aucune amélioration dans la valeur de  $f_{obj}$ .

Dans le cas d'une distribution uniforme, les points  $b_i$  et  $y_i$  sont alors donnés par:

$$y_j = \frac{1}{2}(b_j + b_{j-1}) \quad (3.12)$$

$$b_j - b_{j-1} = b_{j+1} - b_j = \Delta = \text{cste} \quad (3.13)$$

$$y_j - y_{j-1} = y_{j+1} - y_j = \Delta \quad (3.14)$$

Les équations (3.13) et (3.14) définissent un type de quantificateur appelé quantificateur scalaire uniforme.

$\Delta$  est appelé pas de quantification. On peut noter  $\delta$  comme étant le demi-pas de quantification.

### 3.4 Quantificateur Scalaire Uniforme

C'est le quantificateur le plus simple, mais aussi le plus utilisé pour quantifier les coefficients issus de la DCT dans le standard JPEG [127].

Il existe trois types de quantificateurs uniformes: Midtread, Midrise et à zone morte.

#### 3.4.1 Quantificateur Midtread

Ce quantificateur est représenté sur la figure 3.4. Il est appelé Midtread car il possède le zéro comme l'une de ses valeurs quantifiées. Il est utilisé dans les situations où il est nécessaire pour le zéro d'être représenté. De telles situations se présentent dans les systèmes de contrôle où la valeur zéro doit être représentée avec précision. Ceci est aussi important pour les signaux audio, la valeur nulle est nécessaire pour représenter le

silence. Dans ce quantificateur, les niveaux de décision ainsi que les valeurs quantifiées peuvent être représentés par un seul paramètre qui est le pas de quantification.

L'implémentation du quantificateur uniforme de type **midtread** est simple, son équation directe est donnée par:

$$i = \text{round}\left(\frac{x}{\Delta}\right) \quad (3.15)$$

$\text{round}(x)$  étant la fonction qui retourne l'entier proche de  $x$ . La fonctionnalité inverse du quantificateur sera donnée par l'équation:

$$\hat{x} = i \cdot \Delta \quad (3.16)$$

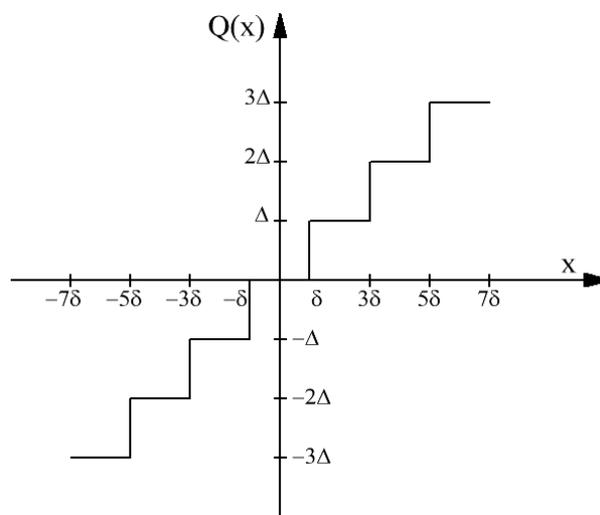


Figure 3.4: Caractéristique entrée/sortie du quantificateur Midtread.

### 3.4.2 Quantificateur Midrise

L'autre quantificateur uniforme ne possédant pas le zéro comme l'une de ses valeurs quantifiées est appelé **Midrise**. L'équation directe de ce quantificateur est donnée par:

$$i = \begin{cases} \text{truncate}\left(\frac{x}{\Delta}\right) + 1 & \text{si } x > 0 \\ \text{truncate}\left(\frac{x}{\Delta}\right) - 1 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.17)$$

$\text{truncate}(x)$  est la fonction qui retourne la partie entière de  $x$ . L'équation inverse du quantificateur sera donnée par l'équation:

$$\hat{x}_i = \begin{cases} (i - 0.5)\Delta & \text{si } i > 0 \\ (i + 0.5)\Delta & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.18)$$

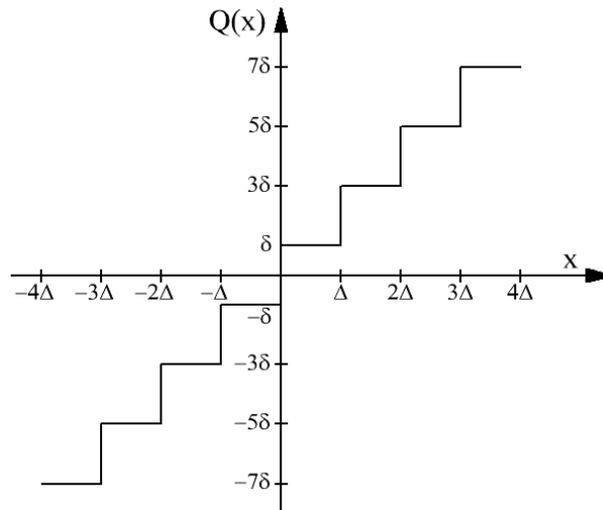


Figure 3.5: Caractéristique entrée/sortie du quantificateur Midrise.

### 3.4.3 Quantificateur Uniforme avec Zone Morte

Le quantificateur scalaire uniforme avec zone morte est similaire dans le principe au quantificateur Midtred, mais il possède un intervalle de quantification plus large autour de zéro qui est appelé zone morte.

L'équation directe du quantificateur scalaire avec zone morte peut être décrite comme suit:

$$i = \begin{cases} 0 & \text{si } |x| < T \\ \text{round}\left(\frac{x}{\Delta}\right) & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.19)$$

T: représente la largeur de la zone morte.

L'équation inverse du quantificateur scalaire avec zone morte est la même que celle du quantificateur midtread.

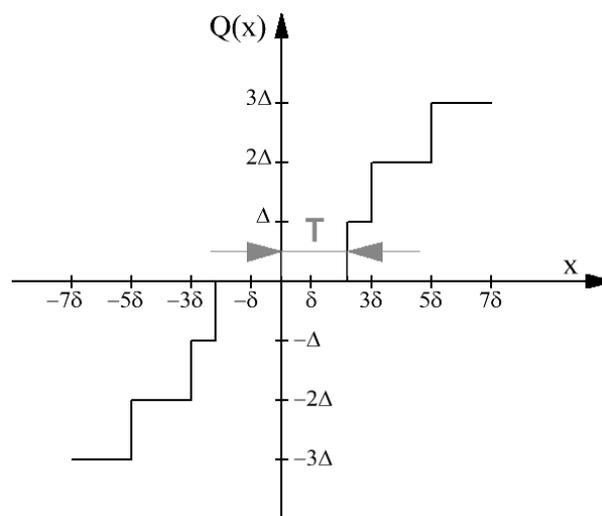


Figure 3.6: Caractéristique entrée/sortie d'un quantificateur avec zone morte.

### 3.4.4 Quantification des Coefficients DCT du signal ECG

Pour la plupart des techniques de compression basées sur la transformée DCT, la quantification est la seule source d'erreur de reconstruction. Une quantification de faible qualité peut conduire à de faibles taux de compression associés à une forte distorsion. Le choix d'un quantificateur optimal est exclusivement lié aux caractéristiques statistiques des coefficients de la DCT.

Dans le domaine de la compression des images, il a été constaté que les coefficients de la DCT suivent en général une fonction de distribution proche de la distribution de Laplace [128], comme illustrée ci-dessous par la figure 3.7.

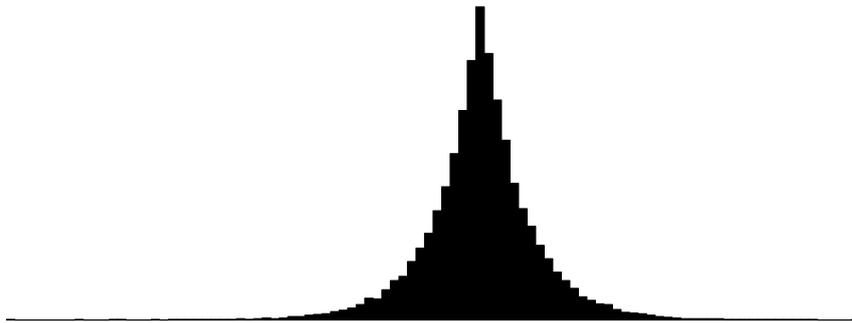


Figure 3.7: Loi de distribution de Laplace.

Pour les signaux ECG, on a fait la même constatation. A titre d'exemple, pour l'enregistrement 117 du canal II de la base de données MIT/BIH représenté sur la figure 3.8, l'application de la DCT à des segments consécutifs de 64 échantillons nous permet de tracer les histogrammes des différents coefficients comme illustré sur la figure 3.9. Parmi les 64 coefficients DCT on s'est limité aux 12 premiers qui représentent 99.9% de l'énergie du signal.

On peut remarquer que presque tous les coefficients possèdent une distribution similaire à celle de Laplace.

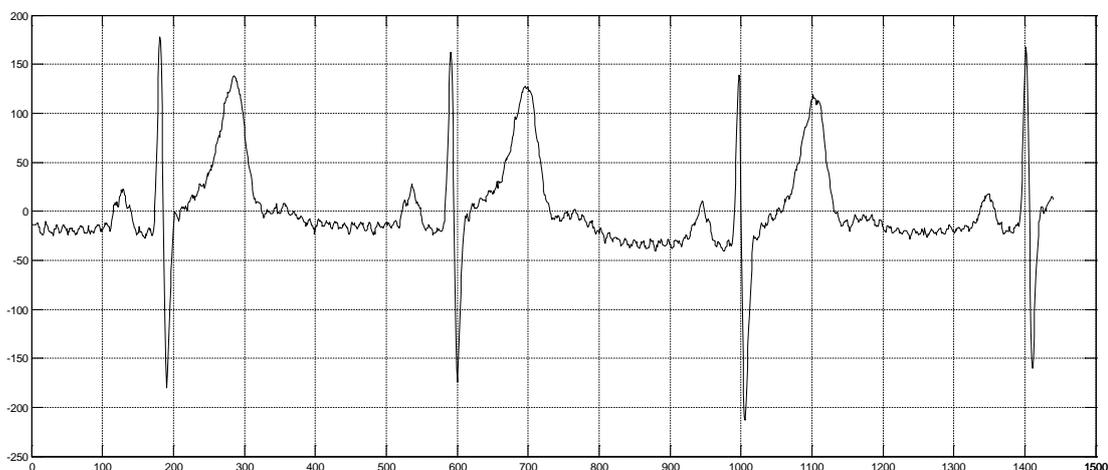


Figure 3.8: Partie de l'enregistrement 117 du canal II de MIT/BIH.

La quantification des coefficients issus de la DCT par un quantificateur uniforme n'est pas optimale du fait que ces derniers n'ont pas une distribution uniforme. Aussi l'utilisation de l'algorithme de Lloyd-Max ou tout autre algorithme pour construire un quantificateur optimal pour chaque type de signal ECG n'est pas pratique.

Pour les techniques de compression de l'ECG à base d'ondelettes, il a été démontré [127, 129, 130 et 131] que l'utilisation d'un quantificateur uniforme avec zone morte pour quantifier les coefficients des transformées, engendre une bonne qualité de reproduction.

Pour trouver les valeurs de la zone morte  $T$  ainsi que le pas de quantification  $\Delta$  optimaux, on procède soit à une recherche exhaustive, ou bien utiliser les méthodes d'optimisation analytiques ou les méta-heuristiques (algorithmes évolutionnaires, essais particuliers, génétiques etc.) qui cherchent à minimiser une fonction coût et dont les solutions sont les paramètres  $T$  et  $\Delta$  optimaux.

Dans [131], il a été constaté qu'une relation linéaire de la forme  $\Delta = \alpha T$  simplifie considérablement la solution du problème; il reste à déterminer le paramètre  $\alpha$  dont la valeur optimale dépend de la transformée appliquée ainsi que la méthode de codage sans perte.

Partant de ce fait, nous avons opté pour un quantificateur scalaire uniforme avec zone morte pour quantifier les coefficients de la DCT.

Pour trouver la valeur optimale du paramètre  $\alpha$  qui conduit à un taux de compression élevé tout en assurant une certaine qualité de reconstruction, nous avons effectué des tests sur des enregistrements ECG pris de la base de données MIT-BIH. Pour la méthode de codage sans perte qu'on a choisie, on a trouvé que la valeur  $\alpha = 1.55$  est la valeur qui convient à tous les types de signaux ECG.

### 3.5 Codage Sans Perte

Pour bénéficier de la redondance créée par le processus de quantification, un codeur sans perte est nécessaire pour augmenter les taux de compression. Parmi les codeurs sans perte les plus utilisés, on peut citer le codeur de Huffman, le codeur RLE et le codeur arithmétique. Parmi ces codeurs, le codeur arithmétique présente des performances proches de l'optimalité.

#### 3.5.1 Codage Arithmétique

Le codage arithmétique est une technique de codage statistique qui se base sur la fréquence d'apparition des symboles, allouant aux plus fréquents moins de bits qu'aux plus rares. Contrairement au codage de Huffman, qui nécessite une longueur entière de bits par message, le codage arithmétique permet de coder un message sur un nombre non entier de bits, ce qui permet donc de réaliser un codage proche de l'optimal.

Le codage arithmétique utilise les probabilités des symboles d'un message et, contrairement à l'algorithme de Huffman qui associe un code à chaque symbole, génère un seul code pour l'ensemble du message.

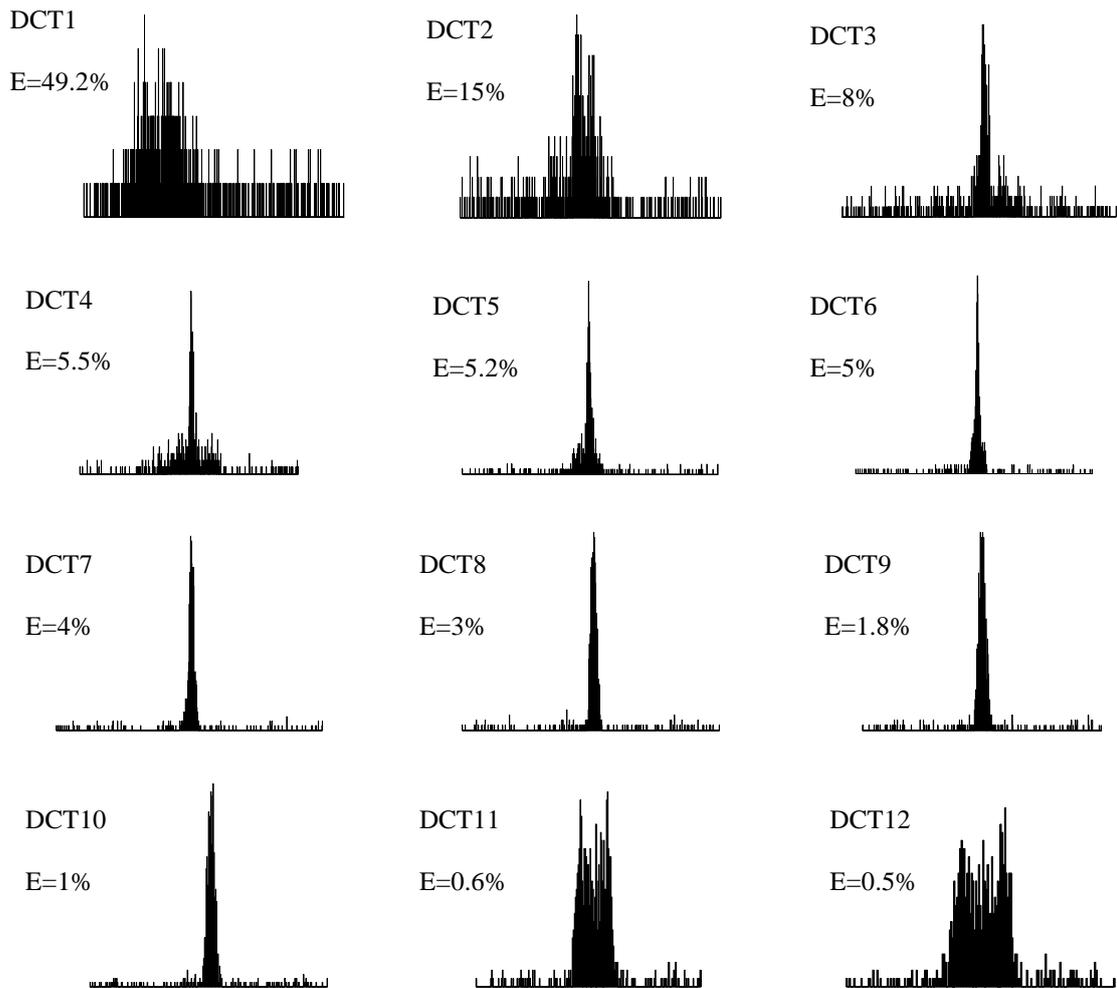


Figure 3.9: Histogrammes des principaux coefficients de la DCT du signal ECG 117.

Un codeur arithmétique reçoit à son entrée les symboles d'un message et génère à sa sortie un nombre flottant appartenant à l'intervalle  $[0, 1)$ . Ce nombre représente le code de ce message et obtenu par subdivisions récursives d'intervalles. A chaque apparition d'un symbole  $x_{k-1}$ , on sélectionne le sous intervalle qui lui correspond  $[L_{k-1}, H_{k-1})$ , et on le subdivise en sous-intervalle en fonction de sa probabilité. On obtient à la fin un sous-intervalle  $[L_k, H_k)$  de l'intervalle précédent  $[L_{k-1}, H_{k-1})$ , de sorte que tout nombre réel appartenant à cet intervalle représente la séquence à coder.

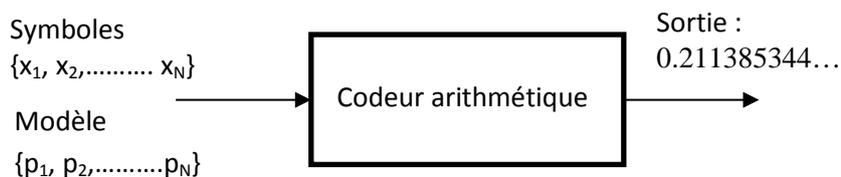


Figure 3.10: Schéma bloc d'un codeur arithmétique.

Un codeur arithmétique typique est décrit par l'algorithme suivant [122]:

1. calculer et classer les probabilités des différents symboles à l'entrée du codeur. Initialiser l'intervalle d'analyse à  $[L, H) = [0, 1)$ .
2. partitionner l'intervalle d'analyse en plusieurs sous-intervalles  $[L_i, H_i)$  et dont la longueur de chacun est égale à la probabilité du symbole correspondant.
3. choisir le sous-intervalle correspondant au premier symbole de la séquence qui apparaît et mettre ce sous intervalle comme étant l'intervalle d'analyse courant.
4. subdiviser l'intervalle d'analyse courant à nouveau, selon le même procédé que celui utilisé dans l'étape 2.
5. choisir le sous-intervalle correspondant au prochain symbole de la séquence et le mettre comme étant l'intervalle d'analyse courant.
6. répéter les étapes 4 et 5 pour tous les symboles de la séquence.
7. utiliser n'importe quelle valeur appartenant à l'intervalle final comme code pour la séquence de symboles.

Les intervalles utilisés durant le processus du codage arithmétique sont définis par l'ensemble des équations suivantes:

$$\text{Largeur} = H_{k-1} - L_{k-1}$$

$$L_k = L_{k-1} + C(x_k) * \text{largeur}$$

$$H_k = L_k + P(x_k) * \text{largeur}$$

$P(x_k)$ : représente la probabilité du symbole  $x_k$

$C(x_k)$ : représente la distribution cumulée du symbole  $x_k$ .

### **Exemple d'application**

Prenant l'exemple d'une source représentant les sorties d'un quantificateur scalaire à 4 niveaux; les symboles avec leurs probabilités sont donnés par le tableau suivant:

Symbole $x_k$	0	1	2	3
Probabilité $P(x_k)$	0.4	0.2	0.2	0.2
Distribution $C(x_k)$	0.4	0.6	0.8	1

Déterminons le code de la séquence à coder  $S = \{01020013\}$ .

	0	1	0	2	0	0	1	3
L	0	0.16	0.160	0.1792	0.17920	0.179200	0.1796096	0.17977344
H	0.4	0.24	0.192	0.1856	0.18176	0.180224	0.1798144	0.17981440

Donc le code est un nombre fractionnaire appartenant à l'intervalle:

$$[0.179773440, 0.17981440).$$

Si on prend la valeur 0.17980957 et dont la représentation en binaire est: 0.0010111000001.

Alors la séquence  $S=\{01020013\}$  sera codée par: 0010111000001.

Pour un codeur à longueur fixe, on aura besoin de  $8*2$  bits=16 bits pour coder la séquence précédente. Le codage arithmétique a pu coder cette séquence avec seulement 13 bits.

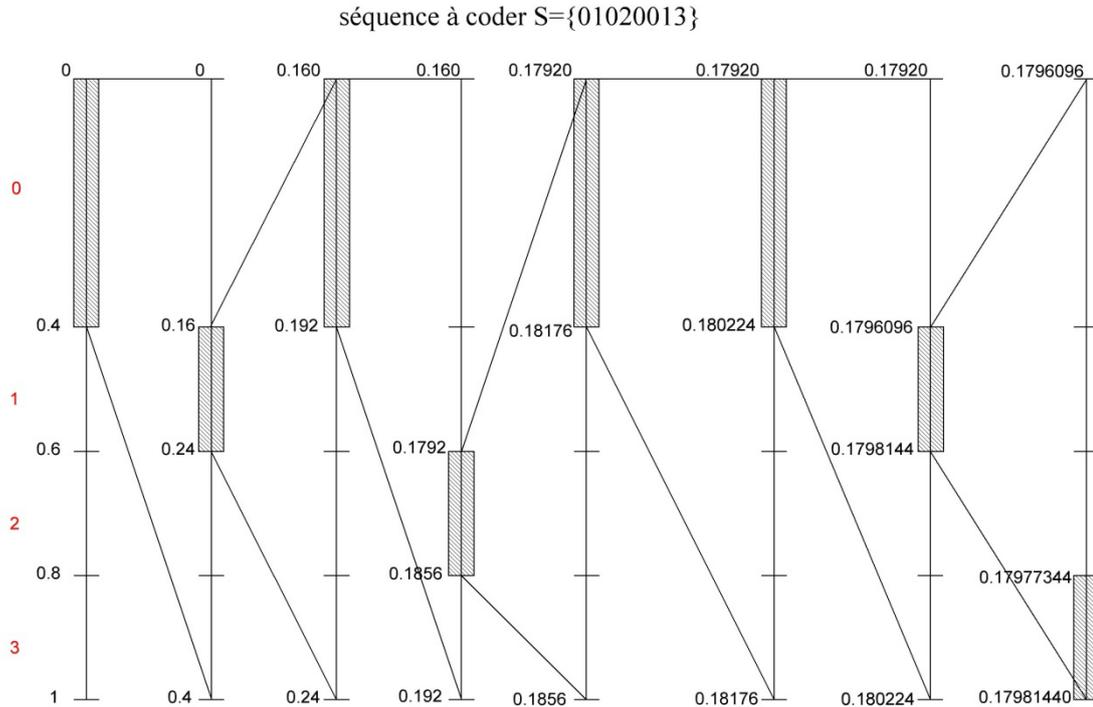


Figure 3.11: Représentation graphique du processus de codage arithmétique.

### 3.6 Présentation de la Méthode

Comme il a été mentionné précédemment, le signal ECG, auquel on a retiré la valeur moyenne, est partitionné en blocs consécutifs de 64 échantillons. La DCT est ensuite appliquée à chaque bloc.

La propriété de compactage d'énergie relative à la DCT, fait en sorte qu'un nombre importants de coefficients seront mis à zéro après l'étape de quantification avec zone morte.

L'ajustement de la largeur de la zone morte du quantificateur scalaire permet le contrôle de la qualité du signal reconstruit. Une largeur de faible valeur équivaut à une plus grande fidélité de reconstruction, et en contrepartie à un taux de compression proportionnellement réduit et vice versa.

Le taux de compression dépendra de la manière dont on va présenter les coefficients de la DCT quantifiés à l'étape de codage sans perte.

L'organigramme de la figure 3.12 illustre le fonctionnement de la méthode de compression proposée.

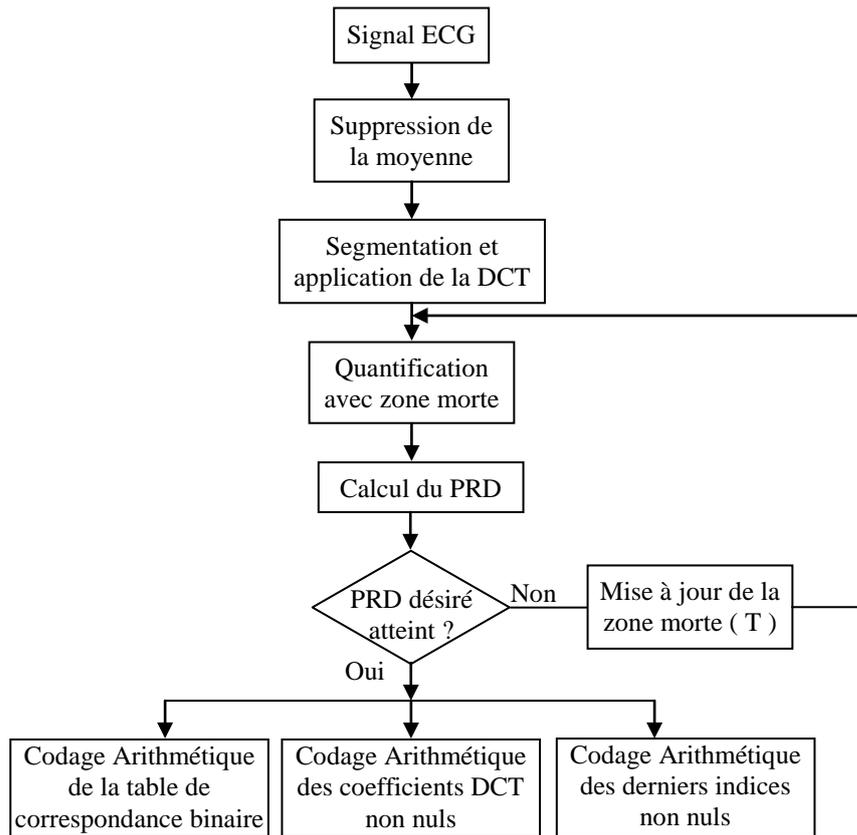


Figure 3.12: Organigramme de la méthode de compression proposée.

Pour le mécanisme de l’ajustement de la valeur de la zone morte T, on utilise la méthode de dichotomie schématisée par la figure 3.13. Les valeurs initiales de  $T_{min}$ , et  $T_{max}$  prennent respectivement les valeurs 0 et  $Max(abs(DCT_i))$ .

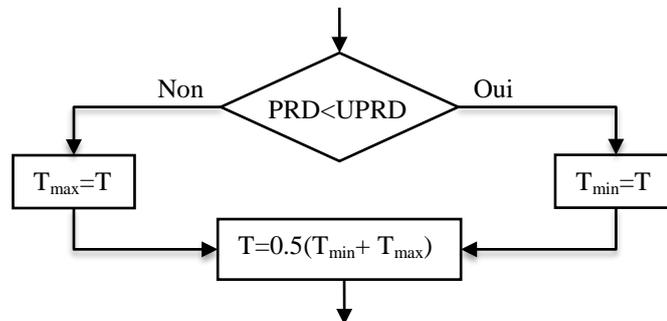


Figure 3.13 : Mise à jour de la zone morte

### 3.6.1 Codage des Différentes Données

Comme illustration, on prend les deux premiers blocs de l’enregistrement 117. On se fixe un  $PRD=1.2$ , ce PRD est atteint lorsqu’on applique un seuil de 6.65 aux coefficients de la DCT. Ce même seuil va représenter la zone morte du quantificateur qui sera appliqué aux coefficients de la DCT. Les données suivantes représentent les indices de quantification :

-16 1 0 1 0 0 0 0 0 -1 -1 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 .....0 0 0 0 0 0 0.  
 -11 -7 5 -2 2 0 0 0 0 0 1 -2 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 .....0 0 0 0 0 0 0.

On peut noter que pour une certaine position dans chaque bloc (selon la valeur de la zone morte), tous les coefficients qui suivent sont nuls.

- Pour le premier bloc, la position après laquelle tous les coefficients sont nuls est égale à 15.
- Pour le second bloc, la position est égale à 12.

Pour coder les coefficients de la DCT on procède comme suit:

- On construit un vecteur appelé PDNZ dont le  $i^{\text{ème}}$  élément représente la **P**osition du **D**ernier **N**on **Z**éro coefficient de la DCT relatif au  $i^{\text{ème}}$  bloc. Pour l'exemple qu'on a choisi :

$$\text{PDNZ} = [15 \ 12 \ \dots].$$

- On extrait à partir de chaque bloc, les coefficients DCT non nuls, ainsi on construit un vecteur NZ\_DCT qui contient tous les coefficients non nuls. Pour notre exemple :

$$\text{NZ\_DCT} = [-16 \ 1 \ 1 \ -1 \ -1 \ 1 \ -11 \ -7 \ 5 \ -2 \ 2 \ 1 \ -2 \ \dots].$$

- En plus, une table de correspondance binaire (TC) formée de 1 et de 0 indiquant la position chronologique des coefficients DCT nuls (0) et non nuls (1).

Pour notre exemple les deux premières lignes de la table de correspondance sont codées comme suit :

$$\begin{array}{l} 1 \quad 1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1. \\ 2 \quad 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1. \end{array}$$

Finalement, on a à coder les trois types de données :

1. Le vecteur NZ\_DCT des coefficients DCT non nuls.
2. La table de correspondance TC.
3. Le vecteur de la position du dernier coefficient DCT non nul NZ\_DCT.

Nous avons choisi de coder ces trois types de données par l'utilisation du codeur arithmétique et cela vu ses performances par rapport au codage de Huffman.

À noter qu'avant de coder la table de correspondance, cette dernière est transformée en un seul vecteur qui sera réarrangé pour former des éléments de 4 bits.

Les transformations affectant la table de correspondance sont les suivantes:

#### Première transformation:

$$\begin{array}{ccc} \downarrow & \text{Table de correspondance partielle} & \downarrow \downarrow & \text{Table de correspondance partielle} & \downarrow \\ & \text{relative au premier bloc} & & \text{relative au second bloc} & \\ \text{TC} = [1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ \dots] \end{array}$$

#### Seconde transformation:

$$\text{TC} = [13 \ 0 \ 6 \ 3 \ 15 \ 0 \ \dots].$$

### 3.6.2 Mesure de Performance

Pour l'analyse de performance, les indices, comme le taux de compression, le PRD et l'inspection visuelle du signal reconstruit sont utilisés.

La formule de calcul du PRD est celle utilisée dans [78]:

$$\text{PRD}_1 = 100 \times \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \hat{X}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (X_i - 1024)^2}} \quad (3.20)$$

Il est à noter que du fait que la transformée DCT est une transformée orthonormée, il n'est pas nécessaire de calculer sa transformée inverse pour évaluer chaque fois la valeur du PRD. Il est plus avantageux de calculer le PRD en fonction des coefficients de la DCT pour ne pas ralentir la convergence de l'algorithme de recherche du PRD désiré.

La valeur du PRD est calculée en fonction des coefficients DCT par l'équation (3.21):

$$\text{PRD}_1 = 100 \times \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (DCT_i - DCTQ_i)^2}{\sum_{i=1}^N (X_i - 1024)^2}} \quad (3.21)$$

Avec:

$DCT_i$ : coefficient DCT de l'échantillon  $X_i$ .

$DCTQ_i$  : coefficient DCT de l'échantillon  $X_i$  après quantification.

Pour le calcul du taux de compression, il est à mentionner que pour chaque groupe de données codées par le codeur arithmétique, le décodeur doit être informé de:

- l'ensemble des symboles décrivant la source de données.
- le modèle statistique de la source.
- et enfin le code généré par le codeur arithmétique.

## 3.7 Résultats

Pour évaluer les performances de la méthode proposée, on a utilisé les deux premières minutes de quelques enregistrements du signal ECG pris de la base des arythmies cardiaques de MIT-BIH. Ces enregistrements sont échantillonnés avec une fréquence de 360 Hz et une résolution de 11 bit/échantillon. Alors notre ensemble de test est formé de signaux de 43200 échantillons chacun.

### 3.7.1 Evaluation Visuelle

L'inspection visuelle de la qualité de reproduction pour différents niveaux de distorsion sur des segments de quelques signaux ECG de différentes morphologies est faite. Les figures 3.14, 3.15 et 3.16 représentent les cinq premières secondes des enregistrements 109, 117 et 121 avec leurs signaux reconstruits correspondants pour des PRD respectifs de 2.5%, 1.82% et 1.58%.

Ces tracés indiquent une excellente préservation des complexes QRS et les autres caractéristiques importantes du signal ECG tout en réalisant un taux de compression élevé.

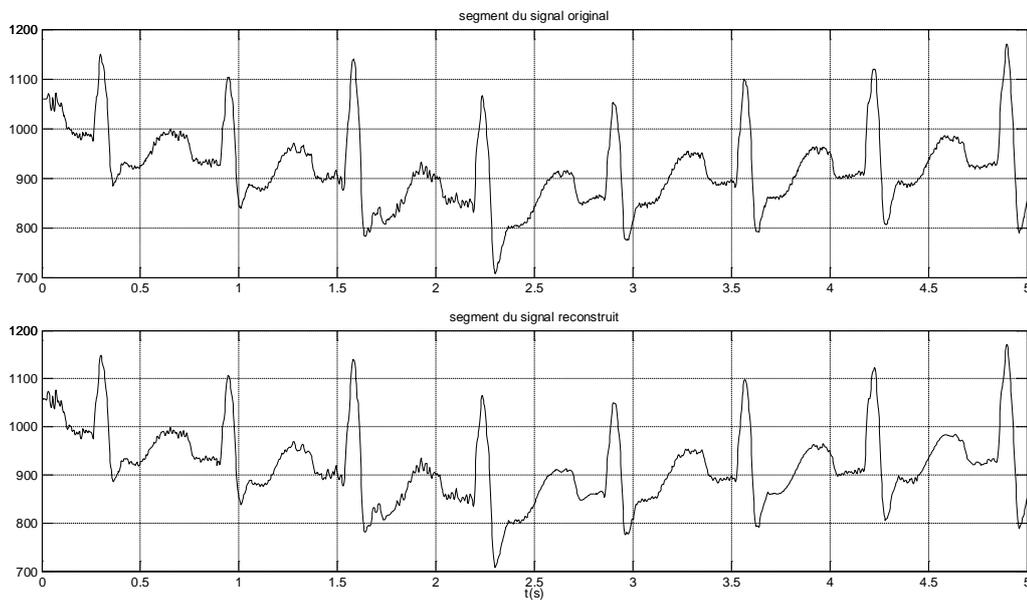


Figure 3.14: Partie de l'enregistrement 109 et son signal reconstruit avec  $PRD = 2.5\%$  et  $CR = 9.45$ .

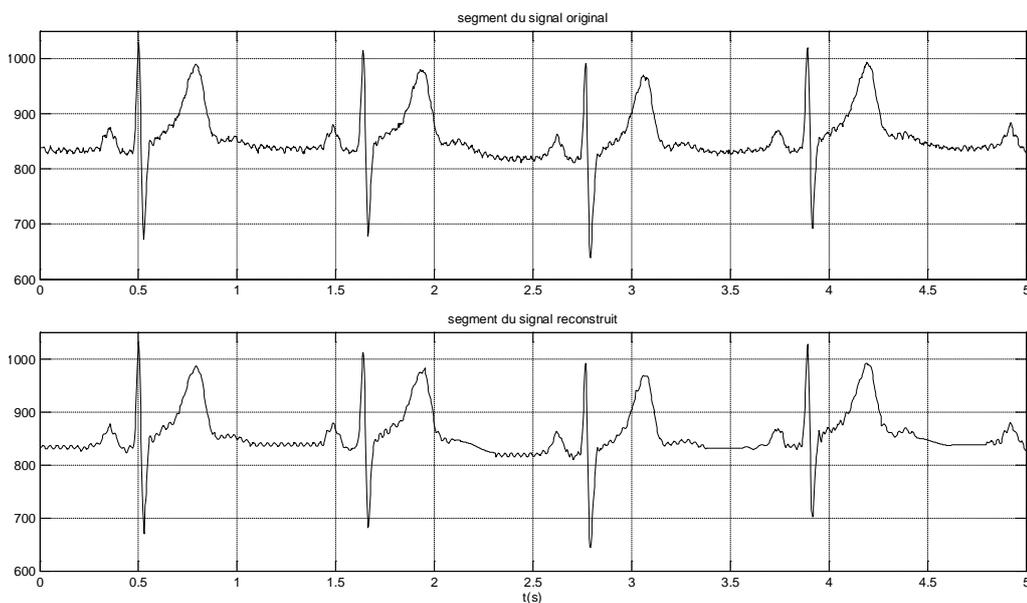


Figure 3.15: Partie de l'enregistrement 117 et son signal reconstruit avec  $PRD = 1.82\%$  et  $CR = 17.32$ .

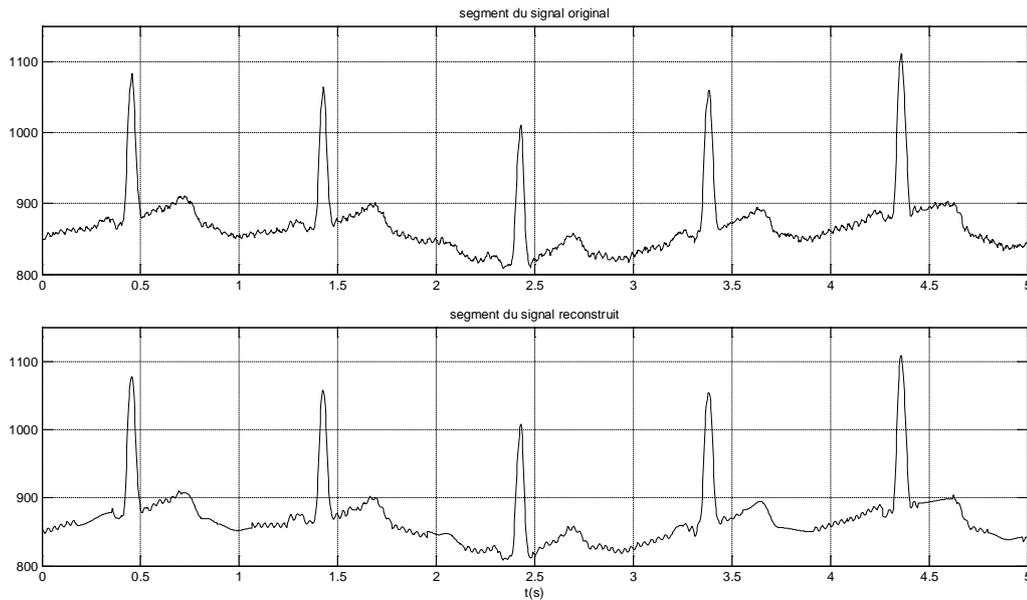


Figure 3.16: Partie de l'enregistrement 121 et son signal reconstruit avec  $PRD=1.58\%$  et  $CR= 19.18$ .

### 3.7.2 Comparaison avec d'Autres Travaux

Afin de situer notre méthode proposée parmi les techniques représentant l'état de l'art dans le domaine de la compression du signal ECG, nous allons tout d'abord comparer ses performances avec les techniques basées sur la transformée en ondelettes les plus connues dans la littérature à savoir lu et al [78] utilisant l'algorithme de SPIHT qui est une technique 1D et Bilgin et al [31] utilisant le coder JPEG2000 qui est une technique 2D.

Deux ensembles de données sont employés et sont formés par la prise de certains enregistrements de la base de données MIT-BIH des arythmies cardiaques. Ces ensembles de données ont été utilisés par les mêmes auteurs.

Le premier ensemble de données se compose des enregistrements : 100, 101, 102, 103, 107, 109, 111, 115, 117, 118 et 119, et dont la durée est de 10 minutes.

Le deuxième ensemble est représenté par les enregistrements : 104, 107, 111, 112, 115, 116, 117, 118, 119, 201, 207, 208, 209, 212, 213, 214, 228, 231 et 232, et dont la durée est de 1 minute.

Le tableau 3.1 indique que la comparaison est en faveur de la méthode proposée par rapport à celle de SPIHT pour les deux ensembles de données.

La comparaison avec la technique de compression de Bilgin montre des résultats meilleurs pour notre technique en ce qui concerne le deuxième ensemble de données. Pour le premier ensemble, notre technique révèle des résultats un peu meilleurs pour des PRD faibles, ce qui est une priorité pour les signaux médicaux. Cependant pour des PRD larges, la technique de BILGIN est meilleure.

Ceci peut être expliqué par le fait que les techniques 2D exploitent mieux les dépendances intra-cycles et inter-cycles cardiaques qui existent dans un signal ECG régulier. En effet, les signaux du premier ensemble de données présentent une bonne régularité. Cependant, pour le deuxième ensemble de données, les signaux sont moins réguliers, ce qui entraîne que la technique de Bilgin manifeste des performances moindres comparée à la nôtre.

Un autre inconvénient de la technique de Bilgin est sa dépendance complète de la qualité de détection des complexes QRS. (ce qui n'est pas le cas pour notre technique qui ne nécessite aucun prétraitement spécial). Il est évident que les performances vont dégrader considérablement lorsque des fausses détections apparaissent.

**Tableau 3.1: Comparaison du taux de compression de la technique proposée et les techniques à base d'ondelettes les plus populaires.**

PRD	Premier ensemble de données		
	Lu et al [78]	Bilgin et al [31]	Proposée
0.78	-	4:1	4.2:1
1	-	5:1	5.3:1
1.28	-	6.6:1	6.6:1
1.52	-	8:1	7.7:1
2.19	-	12:1	10.7:1
1.19	4:1	-	6.2:1
1.56	5:1	-	7.8:1
2.46	8:1	-	12:1
3.57	12:1	-	16.9
PRD	second ensemble de données		
	Lu et al [78]	Bilgin et al [31]	Proposée
0.99	-	4:1	5:1
1.25	-	5:1	5.5:1
2.02	-	8:1	8.4:1
3.04	-	12:1	12.4:1
1.11	4:1	-	5:1
1.47	5:1	-	6.3:1
2.5	8:1	-	10.3:1
3.82	12:1	-	15.1:1
5.46	16:1	-	20.7:1

Dans la deuxième comparaison, nous comparons les performances de la technique proposée avec les techniques de compression à base de la DCT les plus populaires: Batista et al [59] et Benzid et al [60].

À partir du tableau 3.2, on peut constater que notre technique est meilleure que les deux autres techniques de compression.

**Tableau 3.2: Comparaison des techniques de compression à base de la DCT les plus populaires et la technique de compression proposée.**

PRD	2 min du premier ensemble de données		
	Benzid et al [60]	Batista et al [59]	Proposée
2.66	10.84		12.76
3.48	13.45		16.02
4.81	17.10		21.97
1.2		4	6.2
2.9		10	13.9
6.3		20	27.8

Dans la troisième comparaison, nous comparons notre technique avec les techniques qui utilisent le même quantificateur c'est-à-dire le quantificateur avec zone morte.

Dans [129] et [130] les auteurs emploient un quantificateur scalaire uniforme avec zone morte pour quantifier les coefficients significatifs de la transformée en ondelettes appliquée au signal ECG avec des stratégies de codage différentes. Le tableau 3.3 résume les résultats de comparaison.

Comme on peut le constater d'après le tableau 3.3, notre technique présente des performances meilleures que la méthode Manikandan [129] permettant un gain moyen allant de 10% pour un PRD de 4,65 à 18% pour un PRD de 2,73.

Pour la méthode de Chen et al [130], nos résultats sont meilleurs pour le second ensemble de données. Pour le premier ensemble de données et pour de faibles valeurs de PRD. On peut donner les mêmes explications que celles données en comparaison avec la méthode de Bilgin.

**Tableau 3.3: Comparaison entre les techniques de compression du signal ECG utilisant un quantificateur à zone morte et la technique de compression proposée.**

	PRD	CR	CR de la Méthode	Ensemble de test
Manikandan	2.73	11.06	13.07	2 min du premier
et al [129]	2.9	12.16	13.86	ensemble de données
	3.65	15.33	17.17	
	4.65	19.34	21.36	
	0.83	4	4.47	
Chen et al [130]	1.81	8	8.93	10 min du premier
	2.57	12	12.48	ensemble de
	3.23	16	15.39	
	3.94	20	18.47	données
	1.02	4	4.66	1 min du second
	2.26	8	9.32	ensemble de données
	3.33	12	13.40	
4.32	16	16.81		
	5.37	20	20.37	

### 3.8 Amélioration de la Méthode de Codage Sans Perte

La méthode de codage à base du codeur arithmétique est très performante et a donné des résultats très satisfaisants, néanmoins, comme toute technique de codage statistique, elle nécessite un grand nombre de données pour qu'elle soit efficace. Ainsi, pour des segments de données de taille petite, la méthode de codage arithmétique ne présente pas le meilleur choix, c'est pour cette raison que nous nous sommes orientés vers d'autres techniques plus efficaces en présence de données de tailles réduites surtout lorsqu'il s'agit d'application en temps réel.

Les techniques de compression appliquées à l'image offrent un grand choix pour la sélection d'un codeur pour notre problème. Parmi ces codeurs, le codeur SPECK (Set Partitioning Embedded bloCK) [134].

L'objectif du codeur SPECK est de coder efficacement les larges blocs de zéros dans une image, et rapidement identifier les pixels prédominants en les transmettant en premier. C'est donc un codeur progressif.

La raison qui nous a laissé penser à l'utilisation de ce codeur est l'apparition d'un grand nombre de zéros lors de l'application de l'étape de quantification sur les coefficients DCT de chaque segment. Alors l'idée est de subdiviser chaque segment de 64 coefficients en blocs de différentes tailles et appliquer ensuite le codage de SPECK dont les différents aspects seront détaillés par la suite.

### 3.8.1 Codage par SPECK

Pour trier et transmettre les éléments d'une structure hiérarchique  $\mathcal{X}$ , cette dernière est partitionnée en deux ensembles :  $\mathcal{S}$  et  $\mathcal{I}$  comme indiqué sur la figure 3.17. L'ensemble  $\mathcal{S}$  regroupe les coefficients contribuant le plus à l'énergie de la structure et l'ensemble  $\mathcal{I}$  correspond aux autres coefficients.

On commence à chercher les coefficients importants en commençant par l'ensemble  $\mathcal{S}$  puis dans l'ensemble  $\mathcal{I}$  en faisant un test de signifiante.

Un test de signifiante appliqué sur un ensemble  $\mathcal{T}$  est effectué selon l'équation :

$$\Gamma_n(\mathcal{T}) = \begin{cases} 1, & \text{si } 2^n \leq \max_{(i,j) \in \mathcal{T}} |c_{i,j}| < 2^{n+1} \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.22)$$

Si le test de signifiante appliqué à  $\mathcal{S}$  est positif, l'algorithme divise  $\mathcal{S}$  en quatre sous-ensembles et répète le processus jusqu'à atteindre le coefficient concerné. Cette procédure repère facilement les coefficients significatifs.

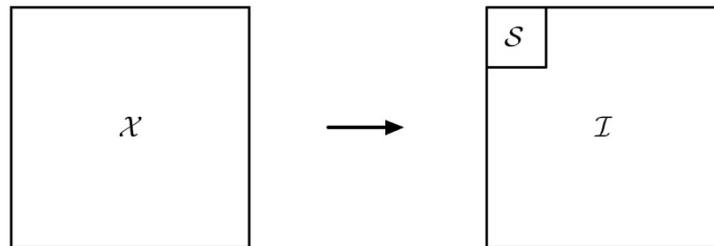


Figure 3.17: Subdivision de  $\mathcal{X}$  en deux sous-ensembles  $\mathcal{S}$  et  $\mathcal{I}$ .

Lorsque l'ensemble  $\mathcal{S}$  est complètement scanné, SPECK passe pour le test de l'ensemble  $\mathcal{I}$ . Si le test est positif, l'ensemble  $\mathcal{I}$  est divisé en ensembles  $\mathcal{S}$  de façon prédéfinie comme il est indiqué à la figure 3.18. Le processus de codage SPECK s'applique toujours sur l'ensemble  $\mathcal{S}$ .

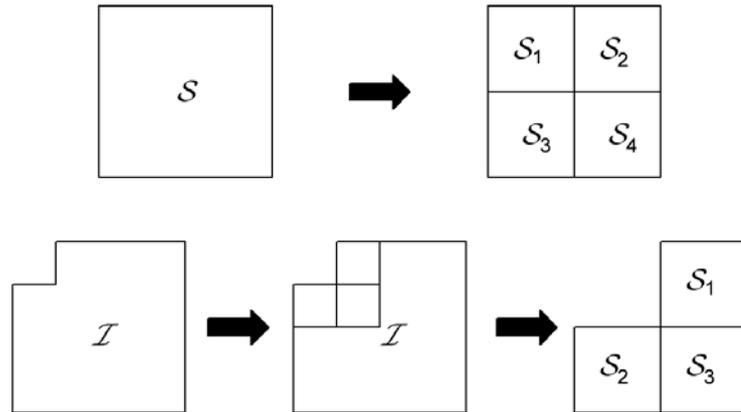


Figure 3.18: Partitionnement des ensembles  $\mathcal{S}$  et  $\mathcal{I}$  pour une structure de type matrice.

Pour coder l'ensemble  $\mathcal{S}$ , deux listes sont dressées : liste des points significatifs (LSP : List of Significant Pixels) et la liste des ensembles non significatifs (LIS : List of Insignificant Set). LSP contient les coefficients dont le test de signifiante est positif, tandis que LIS contient les ensembles de type  $\mathcal{S}$  de dimensions variables et dont le test de signifiante est négatif.

L'algorithme de codage SPECK se déroule selon les étapes suivantes:

### 1) Initialisation

- Partitionner la structure  $\mathcal{X}$  en deux ensembles  $\mathcal{S}$  et  $\mathcal{I}$  comme indiqué sur la figure 3.17.
- Calculer  $n_{\max} = \left\lfloor \log(\max_{(i,j) \in \mathcal{X}} |C_{i,j}|) \right\rfloor$
- Ajouter  $\mathcal{S}$  à LIS et mettre  $\text{LSP} = \emptyset$

### 2) Passe de tri (Sorting pass)

- Dans l'ordre croissant de la dimension de  $\mathcal{S}$ 
  - Pour chaque ensemble  $\mathcal{S} \in \text{LIS}$  **Traiter**( $\mathcal{S}$ )
- Si  $\mathcal{I} \neq \emptyset$ , **Traiter**( $\mathcal{I}$ )

### 3) Passe de raffinement (Refinement Pass)

- Pour chaque  $(i,j) \in \text{LSP}$ , sauf ceux inclus dans la dernière sorting pass, mettre en sortie le  $n^{\text{ième}}$  MSB de  $|C_{i,j}|$

### 4) Etape de quantification

- Décrémenter  $n$  de 1, et aller à l'étape 2

Les procédures utilisées dans SPECK sont :

**Traiter( $\mathcal{S}$ )**

- 1) Mettre en sortie  $\Gamma_n(\mathcal{S})$
- 2) Si  $\Gamma_n(\mathcal{S})=1$ 
  - Si  $\mathcal{S}$  est un coefficient, alors mettre en sortie son signe et ajouter  $\mathcal{S}$  à LSP.
  - Sinon **Coder( $\mathcal{S}$ )**
  - Si  $\mathcal{S}$  appartient à LIS, alors retirer  $\mathcal{S}$  de LIS
- 3) Sinon
  - Si  $\mathcal{S}$  n'appartient pas à LIS, alors ajouter  $\mathcal{S}$  dans LIS
- 4) return

**Procédure Coder ( $\mathcal{S}$ )**

- 1) subdiviser  $\mathcal{S}$  en quatre sous-ensembles égaux  $\mathcal{O}(\mathcal{S})$  voir figure 3.18
- 2) pour chaque sous-ensemble  $\mathcal{S}_i \in \mathcal{O}(\mathcal{S})$  ( $i=0, 1, 2, 3$ )
  - Mettre en sortie  $\Gamma_n(\mathcal{S}_i)$
  - Si  $\Gamma_n(\mathcal{S}_i)=1$ 
    - Si  $\mathcal{S}_i$  est un coefficient, alors mettre en sortie son signe et ajouter  $\mathcal{S}_i$  à LSP.
    - sinon **Coder ( $\mathcal{S}_i$ )**
  - Sinon
    - ajouter  $\mathcal{S}_i$  dans LIS
- 3) return

**Procédure Traiter ( $\mathcal{I}$ )**

- 1) Mettre en sortie  $\Gamma_n(\mathcal{I})$
- 2) Si  $\Gamma_n(\mathcal{I})=1$ 
  - **Coder ( $\mathcal{I}$ )**
- 3) Return

**Procédure Coder ( $\mathcal{I}$ )**

- 1) subdiviser  $\mathcal{I}$  en quatre sous-ensembles : trois  $\mathcal{S}_i$  et une  $\mathcal{I}$  (voir figure 3.17)
- 2) pour chacune des trois sous-ensembles  $\mathcal{S}_i$  ( $i=0, 1, 2$ )
  - **Traiter ( $\mathcal{S}_i$ )**
- 3) **Traiter ( $\mathcal{I}$ )**
- 4) return

L'exemple suivant va nous montrer le déroulement du codage et du décodage par l'algorithme de SPECK lorsqu'il est appliqué à une matrice (figure 3.19). On adoptera les mêmes notations que [134]:

- $i$  représente l'indice ligne et  $j$  l'indice colonne des coordonnées  $(i,j)$ .
- $\mathcal{S}^k(i,j)$  dans l'ensemble et point de test, désigne l'ensemble de dimension  $2^k \times 2^k$  avec  $(i,j)$  coordonnées extrémité haute gauche
- $(i,j)\mathbf{k}$  dans la liste de contrôle désigne l'ensemble de dimension  $2^k \times 2^k$  avec  $(i,j)$  coordonnées extrémité haute gauche
- $(i,j)$  dans la liste LSP désigne un point singulier de coordonnées  $(i,j)$

$$\mathcal{X} = \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|} \hline 25 & -40 & -3 & 6 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 23 & -7 & -4 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline -1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline \end{array}$$

Figure 3.19: Exemple d'une structure en bloc qu'on va coder par SPECK

**Tableau 3.4: Déroulement de l'exécution du codage de SPECK.**

Etape	Point ou ensemble de test	Bit de sortie	Action	Listes de controle
$n = \lfloor \log_2(40) \rfloor$ $\mathcal{S} = \mathcal{S}^0(0,0)$ $\mathcal{I} = \text{reste}$		0101		<b>LSP</b> = $\emptyset$ <b>LIS</b> ={ $(0,0)\mathbf{0}$ }
pas de tri	$\mathcal{S}^0(0,0)$	0		<b>LSP</b> = $\emptyset$ <b>LIS</b> ={ $(0,0)\mathbf{0}$ }
Test $\mathcal{I}$		1	Subdiviser $\mathcal{I}$ en $3\mathcal{S}$ , nouveau $\mathcal{I}$	
	$\mathcal{S}^0(0,1)$	1 0		<b>LSP</b> ={ $(0,1)$ } <b>LIS</b> ={ $(0,0)\mathbf{0}$ }
	$\mathcal{S}^0(1,0)$	0		<b>LSP</b> ={ $(0,1)$ } <b>LIS</b> ={ $(0,0)\mathbf{0}, (1,0)\mathbf{0}$ }
	$\mathcal{S}^0(1,1)$	0		<b>LSP</b> ={ $(0,1)$ } <b>LIS</b> ={ $(0,0)\mathbf{0}, (1,0)\mathbf{0}, (1,1)\mathbf{0}$ }
Test $\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	0		
Quantification n=4				

pas de tri	$\mathcal{S}^0(0,0)$	1 1		<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0) } <b>LIS</b> ={ (1,0) <b>0</b> , (1,1) <b>0</b> }
	$\mathcal{S}^0(1,0)$	1 1		<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0) } <b>LIS</b> ={ (1,1) <b>0</b> }
	$\mathcal{S}^0(1,1)$	0		<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0) } <b>LIS</b> ={ (1,1) <b>0</b> }
Test $\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	0		
raffinement	(0,1)	0		
Quantification n=3				
pas de tri	$\mathcal{S}^0(1,1)$	0		<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0) } <b>LIS</b> ={ (1,1) <b>0</b> }
Test $\mathcal{I}$		0		<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0) } <b>LIS</b> ={ (1,1) <b>0</b> }
raffinement	(0,1)	1		
	(0,0)	1		
	(1,0)	0		
Quantification n=2				
pas de tri	$\mathcal{S}^0(1,1)$	1 0		<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0), (1,1) } <b>LIS</b> ={ }
Test $\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	1	Subdiviser $\mathcal{I}$ en 3 $\mathcal{S}$ , nouveau $\mathcal{I}$	
	$\mathcal{S}^1(0,2)$	1	Subdiviser en 4, ajouter a LIS	<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0), (1,1) } <b>LIS</b> ={ (0,2), (0,3), (1,2), (1,3) }
	(0,2)	0		<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0), (1,1), (0,3), (1,2) } <b>LIS</b> ={ (0,2) <b>0</b> , (1,3) <b>0</b> }
	(0,3)	1 1		
	(1,2)	1 0		
	(1,3)	0		
	$\mathcal{S}^1(2,0)$	0		
	$\mathcal{S}^1(2,2)$	0		<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0), (1,1), (0,3), (1,2) } <b>LIS</b> ={ (0,2) <b>0</b> , (1,3) <b>0</b> , (2,0) <b>1</b> , (2,2) <b>1</b> }
Test $\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	0		<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0), (1,1), (0,3), (1,2) } <b>LIS</b> ={ (0,2) <b>0</b> , (1,3) <b>0</b> , (2,0) <b>1</b> , (2,2) <b>1</b> }
raffinement	(0,1)	0		
	(0,0)	0		
	(1,0)	1		
Quantification n=1				
pas de tri	$\mathcal{S}^0(0,2)$	1 0		<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0), (1,1), (0,3), (1,2), (0,2) } <b>LIS</b> ={ (1,3) <b>0</b> , (2,0) <b>1</b> , (2,2) <b>1</b> }
	$\mathcal{S}^0(1,3)$	1 0		<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0), (1,1), (0,3), (1,2), (0,2), (1,3) } <b>LIS</b> ={ (2,0) <b>1</b> , (2,2) <b>1</b> }
	$\mathcal{S}^1(2,0)$	0		<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0), (1,1), (0,3), (1,2), (0,2), (1,3) } <b>LIS</b> ={ (2,0) <b>1</b> , (2,2) <b>1</b> }
	$\mathcal{S}^1(2,2)$	0		<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0), (1,1), (0,3), (1,2), (0,2), (1,3) } <b>LIS</b> ={ (2,0) <b>1</b> , (2,2) <b>1</b> }
Test $\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	0		
raffinement	(0,1)	0		
	(0,0)	0		
	(1,0)	1		
	(1,1)	1		

	(0,3)	1		
	(1,2)	0		
Quantification n=0				<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0), (1,1), (0,3), (1,2), (0,2), (1,3) } <b>LIS</b> ={ (2,0) <b>1</b> , (2,2) <b>1</b> }
pas de tri	$S^1(2,0)$	1	Subdiviser en 4, ajouter a LIS	<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0), (1,1), (0,3), (1,2), (0,2), (1,3) } <b>LIS</b> ={ (2,0) <b>0</b> , (2,1) <b>0</b> , (3,0) <b>0</b> , (3,1) <b>0</b> , (2,2) <b>1</b> }
	(2,0)	1 0		<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0), (1,1), (0,3), (1,2), (0,2), (1,3), (2,0), (2,1), (3,0) } <b>LIS</b> ={ (3,1) <b>0</b> , (2,2) <b>1</b> }
	(2,1)	1 1		
	(3,0)	1 0		
	(3,1)	0		
	$S^1(2,2)$	0		<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0), (1,1), (0,3), (1,2), (0,2), (1,3), (2,0), (2,1), (3,0) } <b>LIS</b> ={ (3,1) <b>0</b> , (2,2) <b>1</b> }
Test $\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	0		
raffinement	(0,1)	0		
	(0,0)	1		
	(1,0)	1		
	(1,1)	1		
	(0,3)	0		
	(1,2)	0		
	(0,2)	1		
	(1,3)	0		

Au total, l'algorithme de SPECK a pu coder cette structure en bloc avec seulement 70bits.

Pour le décodage, le décodeur utilise les mêmes notations que le codeur et maintient les mêmes listes.

Dans l'étape : passe de tri, les valeurs des nouveaux coefficients dans la liste **LSP** se calculent par la formule :

$$val = 2^n + 2^{n-1} + 0.5$$

Pour l'étape de raffinement, la mise à jour des coefficients se fait par :

$$val = \text{sign}(val)(val + 2^{n-1}) \quad \text{si } n^{\text{ième}} \text{ bit de } val = 1$$

$$val = \text{sign}(val)(val - 2^{n-1}) \quad \text{si } n^{\text{ième}} \text{ bit de } val = 0$$

Le tableau 3.5, décrit le déroulement du décodage de SPECK de l'exemple précédent pour lequel on arrête l'exécution à la réception des 23 premiers bits.

**Tableau 3.5 : Déroulement de l'exécution du décodage de SPECK**

Etape	Point ou ensemble de test	Bit D'entree	Listes de controle	Valeurs des coefficients
Initialisation n=5 $\mathcal{S}=\mathcal{S}^0(0.0)$ $\mathcal{I}=\text{reste}$		0101	<b>LSP</b> = $\phi$ <b>LIS</b> ={ $(0,0)\mathbf{0}$ }	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
Sorting pass	$\mathcal{S}^0(0.0)$	0	<b>LSP</b> = $\phi$ <b>LIS</b> ={ $(0,0)\mathbf{0}$ }	
Test $\mathcal{I}$		1		
	$\mathcal{S}^0(0.1)$	1 0	<b>LSP</b> ={ $(0,1)$ } <b>LIS</b> ={ $(0,0)\mathbf{0}$ }	0 -47.5 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
	$\mathcal{S}^0(1.0)$	0	<b>LSP</b> ={ $(0,1)$ } <b>LIS</b> ={ $(0,0)\mathbf{0}, (1,0)\mathbf{0}$ }	
	$\mathcal{S}^0(1.1)$	0	<b>LIS</b> ={ $(1,1)\mathbf{0}$ }	
Test $\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	0		
n=4				
Sorting pass	$\mathcal{S}^0(0.0)$	1 1	<b>LSP</b> ={ $(0,1), (0,0)$ } <b>LIS</b> ={ $(1,0)\mathbf{0}, (1,1)\mathbf{0}$ }	23.5 -47.5 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
	$\mathcal{S}^0(1.0)$	1 1	<b>LSP</b> ={ $(0,1), (0,0), (1,0)$ } <b>LIS</b> ={ $(1,1)\mathbf{0}$ }	23.5 -47.5 0 0 0 0 0 0 23.5 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
	$\mathcal{S}^0(1.1)$	0	<b>LSP</b> ={ $(0,1), (0,0), (1,0)$ } <b>LIS</b> ={ $(1,1)\mathbf{0}$ }	
Test $\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	0		

Raffinement	(0,1)	0		23.5 -39.5 0 0 0 0 0 0 23.5 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
n=3				
Sorting pass	$\mathcal{S}^0(1.1)$	0	<b>LSP</b> ={ (0,1), (0,0), (1,0) } <b>LIS</b> ={ (1,1)0 }	
Test $\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	0		
Raffinement	(0,1)	1		23.5 -43.5 0 0 0 0 0 0 23.5 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
	(0,0)	1		27.5 -43.5 0 0 0 0 0 0 23.5 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
	(1,0)	0		27.5 -43.5 0 0 0 0 0 0 19.5 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0

### 3.8.2 Codage des Coefficients DCT par SPECK

Pour appliquer l'algorithme SPECK sur les coefficients DCT, nous allons faire une adaptation pour le cas unidimensionnel comme il est représenté sur la figure 3.20.

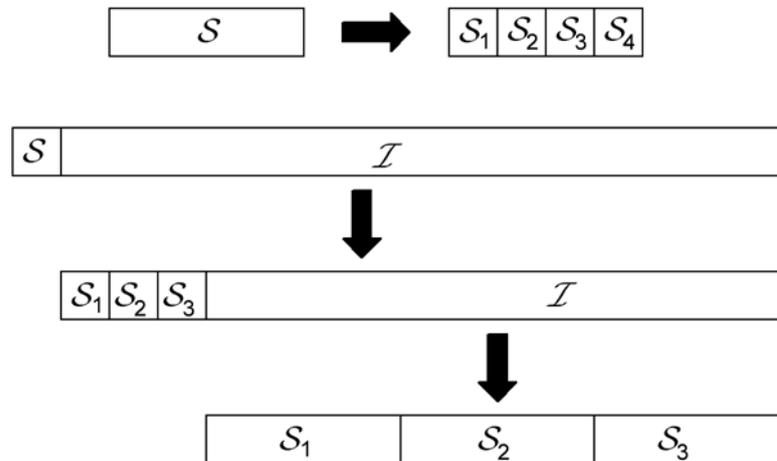


Figure 3.20: Partitionnement des ensembles  $S$  et  $I$  pour une structure de type vecteur.

Il reste à déterminer la manière de partitionnement initial, c'est à dire comment choisir  $S$  et  $I$  initiaux.

Les tests sur les différents signaux ECG ont montré que la façon de partitionnement la plus profitable est comme suit :

1	1	1	1	4	4	4	16	16	16
---	---	---	---	---	---	---	----	----	----

### 3.8.3 Résultats Obtenus

Pour un  $PRD_1 = 1$ , on compare le taux de compression réalisé par le codage arithmétique et le codage SPECK appliqué sur une durée de 2min sur les enregistrements du deuxième ensemble. D'après le tableau 3.6 on constate une amélioration du taux de compression moyen de plus de 16%.

Dans le tableau 3.7, pour le même PRD et pour deux durées d'enregistrement différentes du premier ensemble on constate une amélioration du taux de compression moyen de 5% pour une durée de 10min et de 11% pour une durée de 2min ce qui confirme que le codage arithmétique ou tout autre codage entropique est plus efficace lorsqu'il s'applique à des données de grandes tailles.

**Tableau 3.6. Comparaison des techniques de codage arithmétique et SPECK pour le second ensemble d'enregistrements ECG de la base MIT-BIH pour un  $PRD_1=1$ .**

Durée d'enregistrement 2min		
Enregistrement	ARITH	SPECK
104	2.95	3.60
107	5.01	6.05
111	3.12	3.65
112	9.41	10.37
115	6.13	7.46
116	5.72	6.69
117	9.15	10.29
118	7.33	8.14
119	8.08	9.19
201	3.20	3.76
207	3.65	4.38
208	3.39	4.15
209	2.75	3.19
212	2.88	3.44
213	4.54	5.02
214	3.59	4.38
228	3.25	3.94
231	3.48	4.31
232	2.92	3.41
Moyenne	4.77	5.55

**Tableau 3.7. Comparaison des techniques de codage arithmétique et SPECK pour le premier ensemble d'enregistrements ECG de la base MIT-BIH pour un  $PRD_1=1.5$ .**

Durée	10 min		2 min	
	ARITH	SPECK	ARITH	SPECK
100	5.64	6.03	5.77	6.33
101	5.70	6.21	5.10	5.84
102	4.63	5.20	4.64	5.43
103	5.47	5.97	5.08	5.91
107	6.81	7.37	6.66	7.73
109	6.57	6.74	6.32	6.89
111	4.09	4.52	4.03	4.66
115	8.88	9.67	9.22	10.46
117	15.50	15.63	14.55	15.33
118	8.89	9.24	9.84	10.67
119	11.29	11.81	10.87	12.00
Moyenne	7.6	8.0	7.46	8.29

### 3.9 Conclusion

Nous avons présenté une technique de compression du signal ECG basée sur un choix approprié des stratégies de quantification et de codage. Le quantificateur scalaire uniforme avec zone morte réduit considérablement les distorsions de quantification. La technique de compression basée sur le codage arithmétique des différentes données est efficace pour différentes morphologies du signal ECG et ne nécessite aucun prétraitement. Les résultats obtenus comparés avec les techniques de compression les plus connus, démontrent que la technique proposée peut être considéré parmi les techniques de compression du signal ECG les plus performantes.

Une amélioration du bloc de codage sans perte a été réalisée par l'adoption de la technique de codage SPECK. Des taux de compression supplémentaires ont été obtenus.

## Chapitre IV

---

# Algorithme de Compression du Signal PCG à Base de la DWT

#### 4.1 Introduction

Bien que l'analyse du phonocardiogramme (PCG) ne soit pas actuellement la norme de référence pour le diagnostic cardio-vasculaire, l'auscultation cardiaque reste la technique de diagnostic primaire en raison de sa rapidité, sa simplicité, son efficacité, sa portabilité et son faible coût. Dans certaines circonstances, la télétransmission des signaux PCG est d'une grande importance pour obtenir un diagnostic de base lorsque les techniques à coût élevé comme l'échocardiographie ne sont pas disponibles [117]. Ainsi, la compression des signaux PCG est très pratique pour réduire la bande passante pour une transmission efficace. Dans ce contexte, nous avons élaboré une méthode de compression des signaux PCG en se basant sur l'utilisation de la transformée en ondelettes discrète ou DWT. Les coefficients issus de la DWT seront codés par l'algorithme de SPIHT, ensuite le flux de bits résultant va être codé par la technique du dictionnaire associée avec le masquage de bits, ce qui apportera une compression supplémentaire. La méthode de compression adoptée est schématisée par le schéma bloc de la figure 4.1.

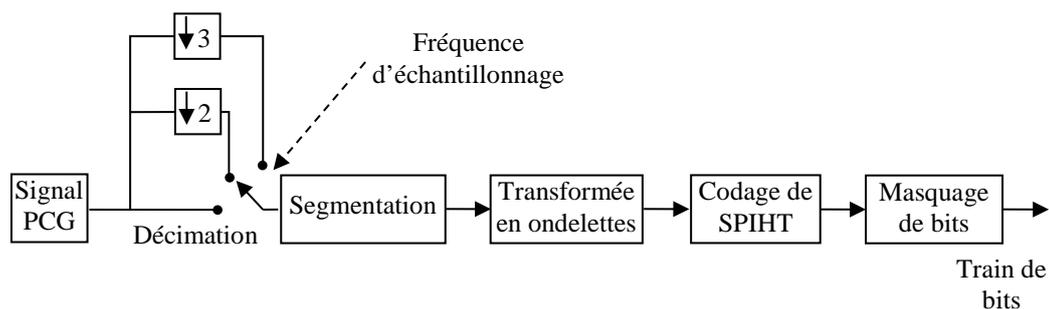


Figure 4.1 : Schéma bloc de la méthode adoptée pour la compression du signal PCG.

Dans ce qui suit on va décrire en détails les différents blocs constituant le codeur réalisé.

#### 4.2 Transformée en Ondelettes Continue

La transformée en ondelette WT (Wavelet Transform) est l'outil d'analyse le plus approprié pour les signaux non stationnaires. Contrairement à l'analyse de Fourier qui propose une approche globale du contenu fréquentiel du signal, où toute notion de localisation temporelle (ou spatiale pour des images) disparaît, la WT permet de nous renseigner sur le contenu fréquentiel tout en préservant la notion de localisation afin d'obtenir une représentation temps/fréquence ou espace/échelle du signal.

La transformée en ondelette continue d'une fonction continue  $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$  relative à l'ondelette à valeurs réelles  $\psi(t)$  au temps  $\tau$  et à l'échelle  $s$  est décrite par :

$$W_f(s, \tau) = \langle f, \psi_{s, \tau} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (4.1)$$

W se reporte à la terminologie anglaise Wavelet (ondelette).

$W_f(s, \tau)$  représente les coefficients de la transformée en ondelette, et  $\psi$  est l'ondelette mère. Cette transformée est évidemment très redondante car l'espace temps-fréquence est parcouru continûment. Ce type de transformation ne peut dans la pratique être effectué que de façon approximative et il y a toujours en fait une discrétisation du calcul qui est opérée.

### 4.3 Transformée en Ondelettes Discrète

Pour réduire la redondance de la transformée en ondelettes continue, une version discrète appelée transformée en ondelettes discrète est construite en utilisant des valeurs d'échelle et de position basées sur des puissances de 2. Les valeurs de  $s$  et  $\tau$  seront:  $s=2^j$  et  $\tau = k.2^j$  ( $j, k$ )  ~~$\in \mathbb{Z}$~~  comme indiqué dans l'équation (

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad (4.2)$$

Le plan temps-échelle  $(\tau, s)$  se transforme en grille dyadique (de base 2) comme le montre la figure 4.2.

Il est à noter que pour éliminer la redondance, la famille  $\{\psi_{j,k}\}_{(j,k) \in \mathbb{Z}^2}$  doit constituer une base orthonormée de  $L^2(\mathbb{R})$ . Les conditions pour lesquelles cette base devient orthonormée sont liées à la notion d'analyse multirésolution.

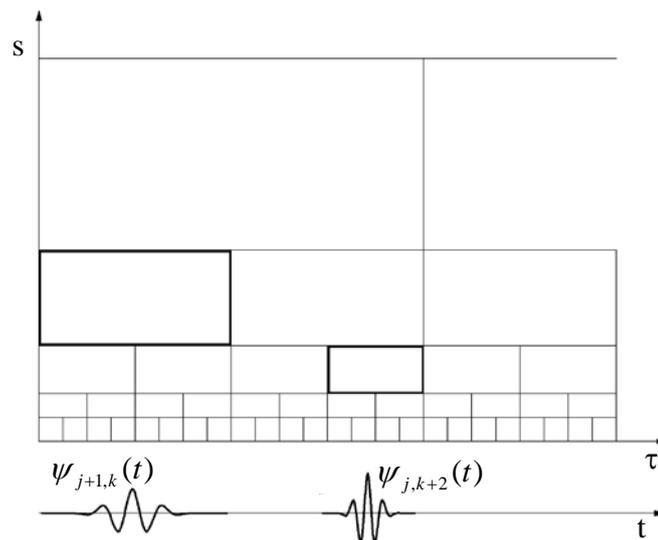


Figure 4.2: représentation du Plan temps échelle par une grille dyadique.

### 4.4 Analyse Multirésolution

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

#### 4.4.1 Espace des Approximations et des Détails

Une analyse multirésolution approxime une fonction  $f(t)$  à diverses résolutions par projection orthogonal sur une famille d'espaces  $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ .

L'approximation de  $f(t)$  à la résolution  $2^j$  est définie comme sa projection orthogonale sur un espace  $V_j \subset L^2(\mathbb{R})$ .

L'analyse multirésolution est construite à l'aide de sous-espaces  $V_j$  emboîtés les uns dans les autres, tels que le passage de l'un à l'autre soit le résultat d'un changement d'échelle.

$$f(t) \in V_j \Leftrightarrow f\left(\frac{t}{2}\right) \in V_{j+1} \quad (4.3)$$

De manière générale :

$$\{0\} \subset \dots \subset V_j \subset \dots \subset V_0 \subset \dots \subset V_{-j} \subset \dots \subset L^2(\mathbb{R}) \quad (4.4)$$

Avec les propriétés suivantes :

- $$\lim_{j \rightarrow -\infty} V_j = \bigcup_{j=-\infty}^{\infty} V_j = L^2(\mathbb{R}) \quad (4.5)$$

- $$\lim_{j \rightarrow \infty} V_j = \bigcap_{j=-\infty}^{\infty} V_j = \{0\} \quad (4.6)$$

- $$f(t) \in V_0 \Leftrightarrow f\left(\frac{t}{2^j}\right) \in V_j \quad (4.7)$$

Aussi, il faut qu'il existe une fonction  $\phi(t)$  de  $L^2(\mathbb{R})$  dite fonction d'échelle qui par dilatation et translation engendre une base orthonormée dans  $V_j$ . Cette fonction sera notée :

- $$\left\{ \phi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \phi\left(\frac{t - 2^j k}{2^j}\right) \mid k = \dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots \right\} \quad (4.8)$$

En d'autres termes, chaque élément  $f(t)$  appartenant à  $V_j$  ( $j$  est fixé) peut être écrit sous la forme suivante:

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} C_{j,k} \phi_{j,k}(t) \quad (4.9)$$

Avec:  $C_{j,k} = \langle f(t), \phi_{j,k}(t) \rangle$

La fonction  $\phi(t)$  est appelée fonction d'échelle.

Etant donné que  $\phi(t) \in V_0 \subset V_{-1}$ ,  $\phi(t)$  peut être exprimé dans le sous espace  $V_{-1}$  par :

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h_k \phi(2t - k) \quad (4.10)$$

Avec  $h_k$  donné par :

$$h_k = \langle \phi(t), \sqrt{2}\phi(2t - k) \rangle \quad (4.11)$$

La séquence  $H = \{h_k \mid k = \dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots\}$  peut être interprétée comme étant un filtre discret, appelé filtre échelle.

Le but de la décomposition multirésolution d'un signal est de construire une fonction ondelette afin de décrire les détails dans un signal. On s'intéresse alors à l'erreur d'approximation entre les approximations de  $f(t)$  aux échelles  $j$  et  $j-1$  qui sont représentées par la projection de  $f(t)$  dans  $V_j$  et  $V_{j-1}$ .

Comme  $V_j$  est incluse dans  $V_{j-1}$ , alors il existe un complément orthogonal de  $V_j$  dans  $V_{j-1}$  tel que:

$$V_{j-1} = V_j \oplus W_j \tag{4.12}$$

L'écriture précédente veut dire que chaque fonction dans le sous espace  $V_{j-1}$  peut s'exprimer comme la somme de deux fonctions, l'une appartenant au sous espace  $V_j$  et l'autre au sous espace  $W_j$ , ce qui entraîne la séquence d'espaces emboîtés suivante :

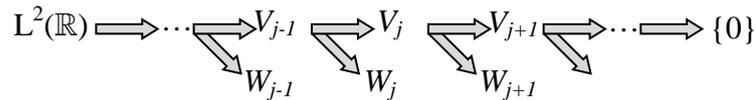


Figure 4.3: Sous espaces emboîtés d'une analyse multirésolution.

La figure 4.4 schématise la décomposition d'une fonction selon trois échelles. Les sous espaces sont représentés symboliquement par des rectangles.

Puisque  $V_j$  représente une approximation grossière de  $V_{j-1}$ , alors  $W_j$  représente les détails de  $V_{j-1}$ .

$V_j$  est dit espace d'approximation et  $W_j$  est dit espace des détails.

Le sous espace  $W_j$  peut être engendré par la base orthonormée formée par les translations d'une fonction appelée ondelette, Cette fonction est notée :  $\psi(t) \in L^2(\mathbb{R})$

Les fonctions de base sont construites suivant la relation :

$$\left\{ \psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi\left(\frac{t - 2^j k}{2^j}\right) \mid k = \dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots \right\} \tag{4.13}$$

De plus, la fonction ondelette peut être explicitement construite à partir de la fonction échelle  $\phi(t)$ . Du fait que  $\psi(t) \in V_{-1}$  alors :

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} g_k \phi(2t - k) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} g_k \phi_{-1,k}(t) \tag{4.14}$$

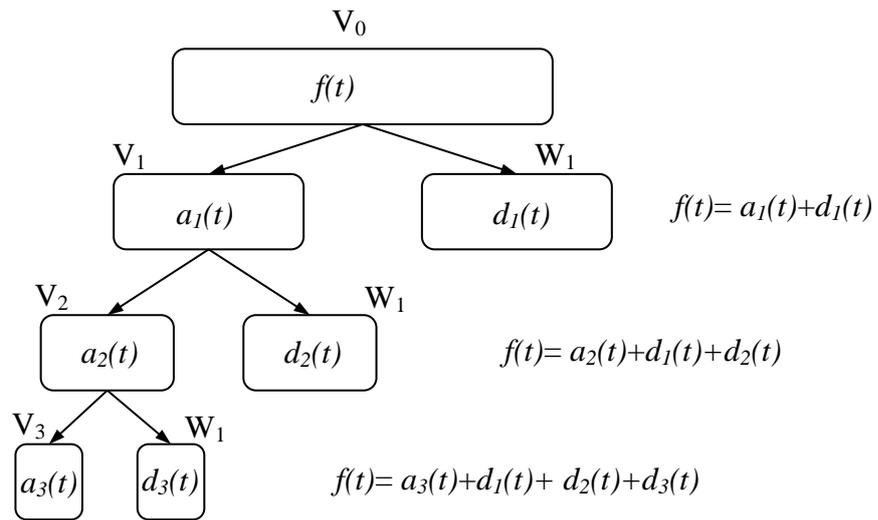
Avec:

$$g_k = (-1)^{1-k} h_{1-k} \tag{4.15}$$

De plus toutes les versions translattées et dilatées de  $\psi(t)$  :  $\{\psi_{j,k}(t) \mid j, k = \dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots\}$  forment une base orthonormale pour  $L^2(\mathbb{R})$  ; c'est-à-dire pour toute  $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$  :

$$f(t) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_{j,k} \psi_{j,k}(t) \tag{4.16}$$

Avec  $d_{j,k} = \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle$  appelés les coefficients ondelettes.

Figure 4.4: Schéma de l'analyse multirésolution d'une fonction  $f(t)$ .

#### 4.4.2 Transformée en Ondelettes Rapide

Dans la pratique, les signaux à qui nous sommes confrontés sont discrets, donc il est nécessaire d'avoir une version discrète de la transformée en ondelettes. Cette version peut facilement se déduire à partir des équations échelles.

Soit la fonction échelle  $\phi(t)$ . Pour un signal discret  $\mathbf{C}=\{c_k | k=\dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots\}$ , on associe  $\mathbf{C}$  avec une fonction  $f(t)$  dans  $V_0$ :

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} c_k \phi(t - k) \quad (4.17)$$

Mallat a développé un algorithme appelé transformée en ondelettes rapide pour exprimer le signal  $f(t)$  en termes de la fonction ondelette  $\psi(t)$ . L'algorithme est défini comme suit :

$$c_{j,k} = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} h_{m-2k} c_{j-1,m} \quad (4.18)$$

$$d_{j,k} = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} g_{m-2k} c_{j-1,m} \quad (4.19)$$

D'après les équations (4.18) et (4.19):

$$\mathbf{C}_j = \{c_{j,k} | k=\dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots\}$$

$$\mathbf{D}_j = \{d_{j,k} | k=\dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots\}$$

sont respectivement le résultat de convolution de  $\mathbf{C}_{j-1}$  avec les filtres  $\mathbf{H}^* = \{h_{-k} | k=\dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots\}$  et  $\mathbf{G}^* = \{g_{-k} | k=\dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots\}$  suivi d'un sous échantillonnage de facteur 2. On peut écrire les deux équations précédentes de manière plus compacte :

$$\mathbf{C}_j = \mathbf{H}^* \mathbf{C}_{j-1} \quad (4.20)$$

$$\mathbf{D}_j = \mathbf{G}^* \mathbf{C}_{j-1} \quad (4.21)$$

Le processus de décomposition démarre de  $\mathbf{C}_0 = \mathbf{C}$  jusqu'à  $\mathbf{J}$  niveaux de décomposition. Après  $\mathbf{J}$  niveaux de décomposition, le signal discret  $\mathbf{C}$  est transformé en une séquence de signaux nouvellement générés:  $\{\mathbf{C}_J; \mathbf{D}_J; \mathbf{D}_{J-1}; \dots; \mathbf{D}_1\}$ .

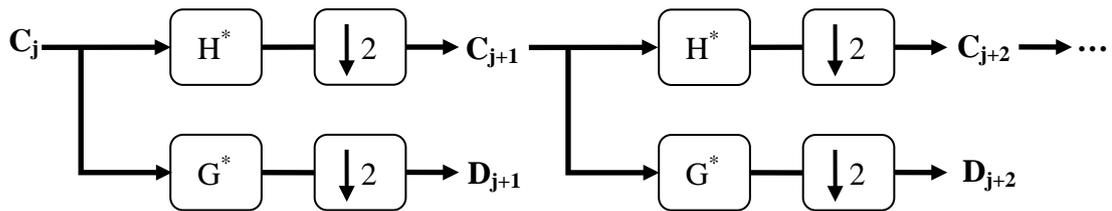


Figure 4.5: Algorithme de décomposition d'un signal discret.

#### 4.4.3 Transformée en Ondelettes Rapide Inverse

Maintenant on va aborder le problème de reconstruction. Supposons qu'on a une décomposition au niveau  $\mathbf{J}$   $\{\mathbf{C}_J; \mathbf{D}_J; \mathbf{D}_{J-1}; \dots; \mathbf{D}_1\}$  d'un signal discret  $\mathbf{C}_0$ . La transformée en ondelettes inverse sera utilisée pour reconstruire  $\mathbf{C}_0$  et la procédure se fera étape par étape. On peut, à n'importe quel niveau  $\mathbf{J}$  obtenir la transformée en ondelettes rapide inverse qui reconstruit le signal  $\mathbf{C}_j$  à partir de  $\mathbf{C}_{j+1}$  et  $\mathbf{D}_{j+1}$  par:

$$c_{j,k} = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} c_{j+1,m} h_{k-2m} + \sum_{m=-\infty}^{+\infty} d_{j+1,m} g_{k-2m} \quad (4.22)$$

Récursivement, on utilise l'équation (4.22) pour retrouver  $\mathbf{C}_0$  à partir de  $j=J$  jusqu'à  $j=1$ . Nous allons exprimer l'équation (4.22) sous forme de convolution.

On définit une nouvelle séquence :

$$\hat{c}_l = \begin{cases} c_{j+1,m} & \text{si } l = 2m \\ 0 & \text{si } l = 2m + 1 \end{cases} \quad \text{pour } l \in \mathbb{Z}$$

Cette séquence est obtenue à partir de  $\mathbf{C}_{j+1}$  en insérant des zéros entre ses composantes. La première partie de la sommation dans l'équation (4.22) peut être considérée comme la convolution discrète entre le signal  $\hat{\mathbf{C}}$  et le filtre H, c'est-à-dire convolution entre la séquence sous échantillonnée par un facteur de 2 et le filtre H. La même procédure est appliquée au second terme de la sommation dans (4.22). Alors la récurrence (4.22) peut s'écrire:

$$\mathbf{C}_j = \mathbf{H}\mathbf{C}_{j+1} + \mathbf{G}\mathbf{D}_{j+1}$$

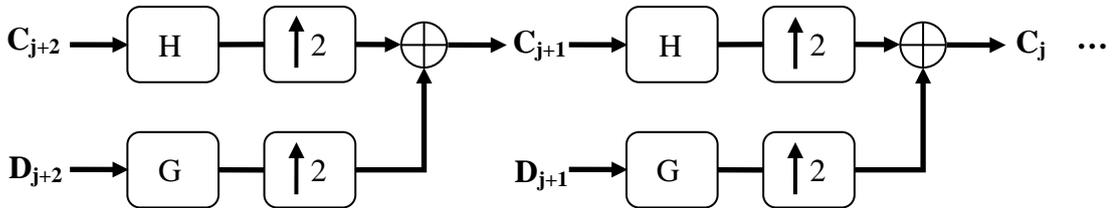


Figure 4.6: Algorithme de reconstruction ou synthèse.

#### 4.5 Transformée en Ondelettes et Signaux Discrets Finis

Les transformées en ondelettes discrètes directes (4.18) et (4.19) et inverses (4.22) sont définies pour des séquences infinies. Cependant les signaux traités sont de longueurs finies et parfois nécessitent un traitement par blocs de longueurs finies. Si on considère que les filtres H et G sont de longueur L finie ce qui est vrai pour la plupart des ondelettes et que les éléments de ces filtres sont indicés de 0 à L-1 et le signal  $\mathbf{C}_0$  de longueur finie N, alors on peut écrire:

$$\mathbf{C}_0 = \{c_{0,k}\}_{k=0}^{N-1}, \quad \mathbf{H} = \{h_k\}_{k=0}^{L-1}, \quad \mathbf{G} = \{g_k\}_{k=0}^{L-1}$$

Pour calculer  $c_{1,-1}$  par exemple qui est nécessaire pour reconstruire  $c_{0,0}$  on écrit :

$$c_{1,-1} = \sum_{k=0}^{L-1} h_k c_{0,k-2} \quad (4.23)$$

La difficulté à calculer (4.23) est qu'il n'y a pas d'information concernant  $c_{0,-2}$ , et  $c_{0,-1}$ .

En fait, pour reconstruire  $c_{0,0}$  on aura besoin de  $c_{1,-\frac{L}{2}}, \dots, c_{1,-2}$  et  $c_{1,-1}$ .

Pour obtenir  $c_{1,-\frac{L}{2}}$  des informations concernant  $c_{0,-L}, \dots, c_{0,-2}$  et  $c_{0,-1}$  doivent être fournies. Une situation similaire se manifeste pour le dernier élément de  $\mathbf{C}_0$ .

Pour pallier cette difficulté, on effectue une extension du signal  $\mathbf{C}_0$  d'une longueur L sur les deux côtés.

Cette extension se répète sur les éléments de  $\mathbf{C}_1$  et puis sur  $\mathbf{C}_2$  et ainsi de suite.

Les méthodes utilisées pour étendre un signal comprennent le zéro padding (ajout de zéros), la symétrisation et l'extension périodique. La figure 4.7 illustre les différentes méthodes d'extension.

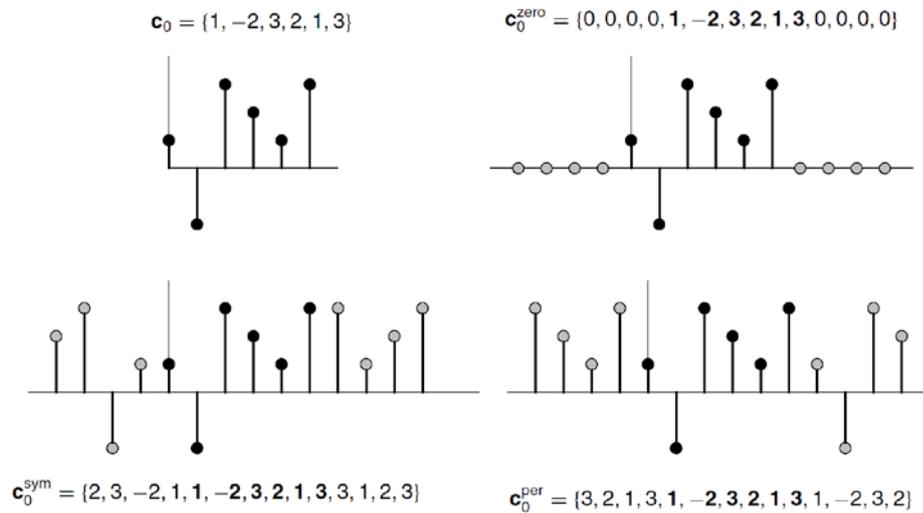


Figure 4.7: Différents schémas d'extension d'une séquence de données.

#### 4.6 Transformée en Ondelettes Non-Expansive

La transformée en ondelettes discrète est une transformation expansive, c'est-à-dire le nombre d'échantillons en sortie est supérieur au nombre d'échantillons en entrée. La figure 4.8 illustre une DWT expansive pour un seul niveau de décomposition. Nous considérons une entrée 1D de longueur  $N$  (pair) et un ensemble de filtres orthogonaux de longueur  $M$  (pair). La longueur de la sortie pour les deux branches passe-bas et passe-haut combinées est égale à  $N + M - 2$ . Ceci est supérieur au nombre d'échantillons d'entrée  $N$ .

En général, pour un nombre  $(N + M)$  pair, il existe  $N + M - 2$  échantillons en sortie. Pour un nombre d'échantillons  $(N + M)$  impair, il existe en sortie  $N + M - 1$  échantillons. Tous les échantillons de sortie ( $N + M - 2$  ou  $N + M - 1$ ) sont nécessaires dans l'étape de synthèse pour reconstruire le signal d'origine. Ce problème d'échantillons supplémentaires en sortie qui sont nécessaires à la reconstruction, se multiplient lorsqu'il s'agit de plusieurs niveaux de décomposition et pour des longueurs assez grandes des filtres. Ainsi, la DWT basée sur la convolution linéaire est expansive.

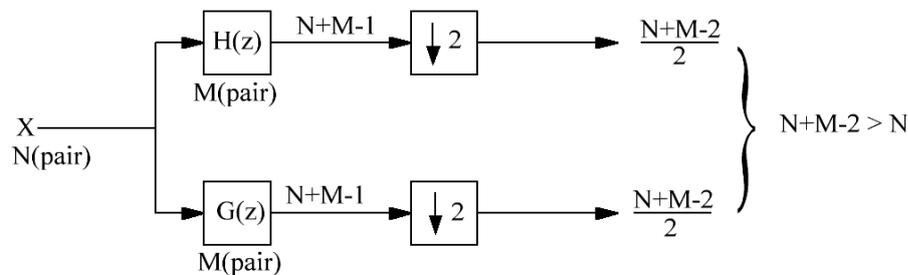


Figure 4.8: Illustration de l'expansion de la DWT.

L'expansion de la transformée DWT peut être évitée en utilisant une convolution circulaire au lieu d'une convolution linéaire. La convolution circulaire n'est pas expansive, cependant après quantification, elle génère des distorsions au niveau des bords qui sont dues au fait que la convolution circulaire est équivalente à une extension périodique de période  $N$ , et que cette extension introduit des sauts aux bords du signal. En effet, le début et la fin de tout signal sont plus susceptibles d'être différents. Cette discontinuité crée des artefacts de hautes fréquences dans le domaine de transformation. Une approche qui minimise l'effet de cette distorsion est d'appliquer la transformée sur une extension symétrique du signal d'entrée, cette méthode est appelée la transformée de l'extension symétrique SET (Symmetric Extension Transform).

Les approches les plus réussies sont basés sur l'utilisation de filtres à phase linéaire, conçus de telle sorte que les sous-bandes sous-échantillonnées seront également symétriques et peuvent donc être fenêtrée ou tronquée sans perte d'information [135].

Il existe deux façons pour qu'un signal discret soit symétrique: il peut être symétrique par rapport à l'un de ses échantillons ou bien par rapport à un point situé entre deux échantillons (figure 4.9). Ces deux cas sont référés par WSS (Whole Sample Symmetry) et HSS (Half Sample Symmetry). Il existe bien sûr des analogues antisymétriques pour les deux cas déjà cités, à savoir WSA (Whole Sample Antisymmetry) et HSA (Half Sample Antisymmetry).

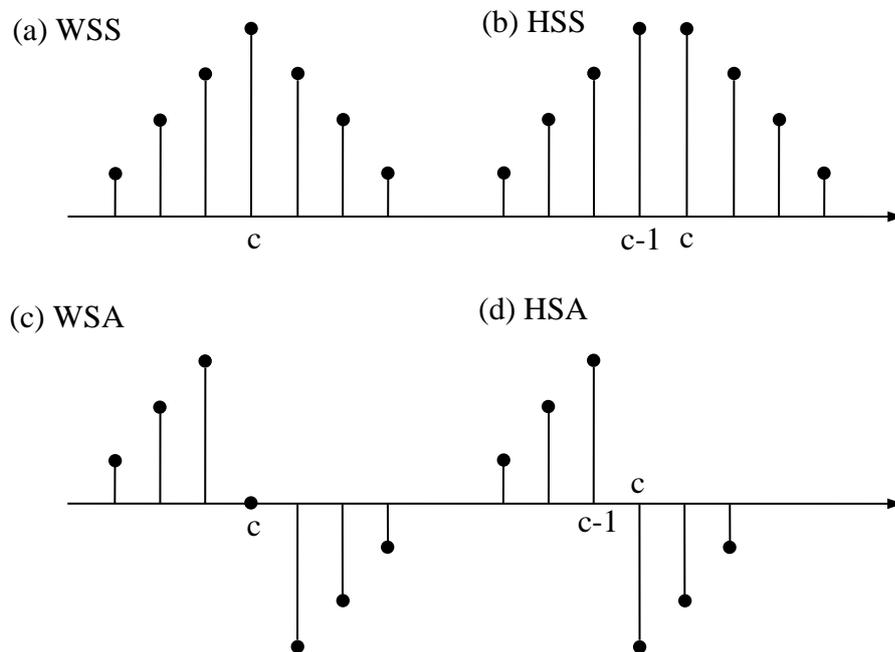


Figure 4.9: Différents types de symétrie.

- (a) symétrie de type WSS autour de  $c$ .
- (b) symétrie de type HSS autour de  $c-1/2$ .
- (c) symétrie de type WSA autour de  $c$ .
- (d) symétrie de type HSA autour de  $c-1/2$ .

Deux types d'extensions symétriques et périodiques sont représentés sur la figure 4.10. A noter que les deux extensions ont des périodes paires indépendamment du fait que  $N$  soit pair ou impair [135].

L'extension  $E_{WS}$  (Whole Sample) représentée sur la figure 4.9 b, est utilisée avec des filtres linéaires de longueurs impaires, un filtre pass-bas  $H_0$  symétrique par rapport à  $n=0$  et un filtre pass-haut  $F_1$  symétrique par rapport à  $n=-1$ .

L'extension  $E_{HS}$  (Half Sample) représentée sur la figure 4.9 c, est utilisée avec des filtres linéaires de longueurs paires, un filtre pass-bas  $H_0$  symétrique par rapport à  $n=-1/2$  et un filtre pass-haut  $H_1$  antisymétrique par rapport à  $n=-1/2$ .

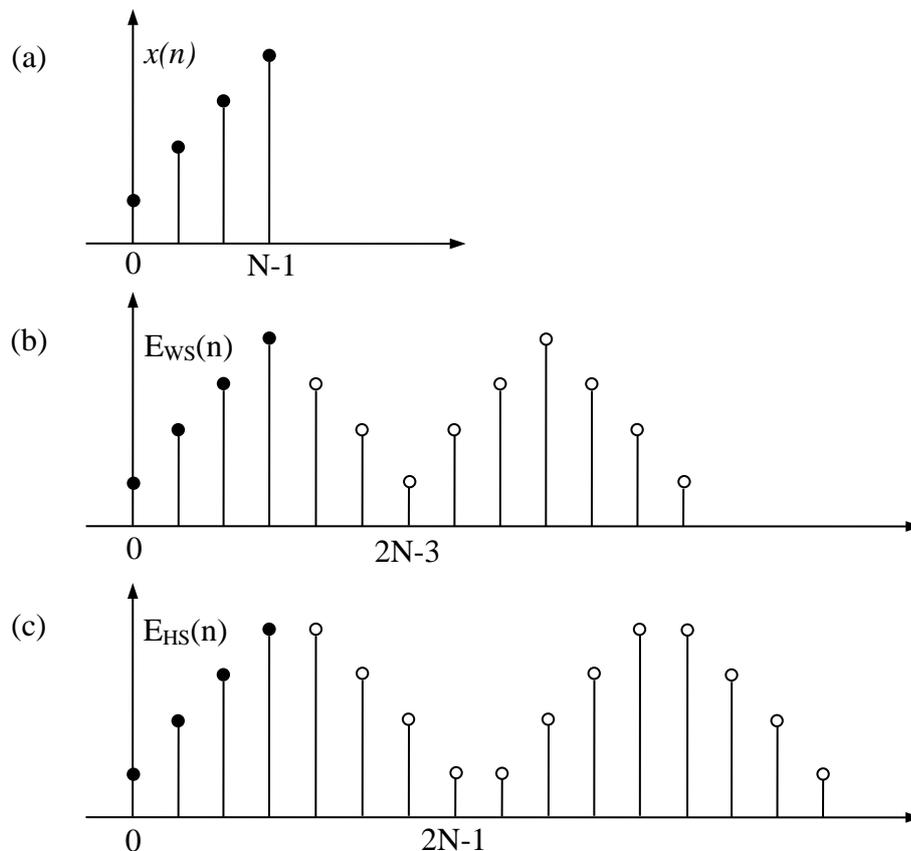


Figure 4.10: Types d'extensions symétriques et périodiques d'un signal discret.

Le processus d'analyse de la transformée de l'extension symétrique d'un signal est représenté sur la figure 4.11.

Le bloc  $E_{sys}$  représente l'opérateur d'extension du signal à l'entrée du bloc d'analyse qui peut être  $E_{WS}$  ou  $E_{HS}$  selon la nature des filtres d'analyse: paires ou impaires.

Le bloc  $P_N$  représente l'opérateur de projection du signal dans ses  $N$  premières composantes.

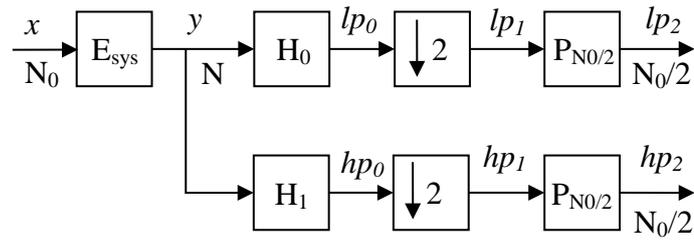
**Analyse**

Figure 4.11: Schéma bloc du processus d'analyse de la transformée de l'extension symétrique.

Comme il a été déjà mentionné, le résultat de la convolution d'un signal symétrique avec un filtre symétrique est une séquence symétrique. Après décimation, on obtient deux types de séquences périodiques symétriques de périodes impaires (OPS : Odd Period Symmetric) désignées par  $E^{(1,2)}$  et  $E^{(2,1)}$  (figure 4.12).

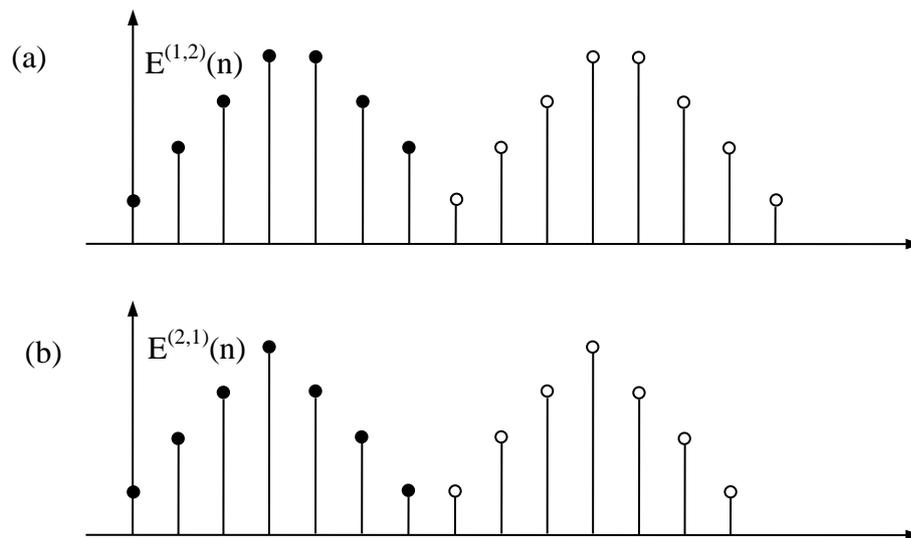


Figure 4.12: Résultat de filtrage d'une séquence symétrique par un filtre symétrique après décimation.

Le processus de synthèse de la transformée de l'extension symétrique est représenté sur la figure 4.13.

Les blocs  $E_0$  et  $E_1$  représentent les opérateurs d'extension à l'entrée des blocs de synthèse de nature identique aux séquences de sortie des blocs d'analyse. Le tableau 4.1 résume les différents paramètres d'une transformée de l'extension symétrique appliquée à un signal de longueur  $N_0$  paire avec des filtres d'analyse et de synthèse de type WSS.

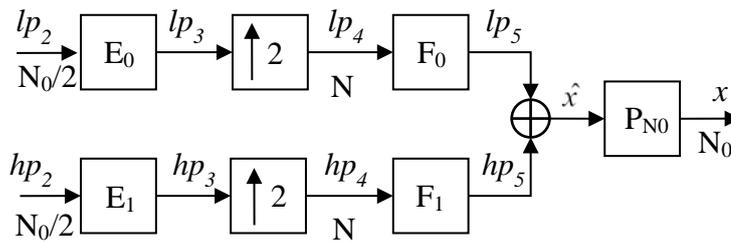
**Synthèse**

Figure 4.13: Schéma bloc du processus de synthèse de la transformée de l'extension symétrique.

**Tableau 4.1: paramètres d'une transformée d'extension symétrique**

Signal $x$ : $N_0$	Filtre $H$ :		Sous bande $b$		Extension $E$
	Symétrie	Centre $\gamma$	Symétrie	Centre	
Paire	WSS	$2\nu$	OPS	$\nu$	$E^{(1,2)}$
		$2\nu+1$	OPS	$\nu+1/2$	$E^{(2,1)}$

#### 4.6.1 Exemple d'Application d'une Transformée de l'Extension Symétrique

Il s'agit de la Transformée biorthogonale 9/7 ou Bior4.4 qui utilise des filtres d'analyse et de synthèse symétrique et d'ordre impair :

$$H_0 = [0.0378 \quad -0.0238 \quad -0.1106 \quad 0.3774 \quad 0.8527 \quad 0.3774 \quad -0.1106 \quad -0.0238 \quad 0.0378].$$

$$H_1 = [-0.0645 \quad 0.0407 \quad 0.4181 \quad -0.7885 \quad 0.4181 \quad 0.0407 \quad -0.0645].$$

$$F_0 = [-0.0645 \quad -0.0407 \quad 0.4181 \quad 0.7885 \quad 0.4181 \quad -0.0407 \quad -0.0645].$$

$$F_1 = [-0.0378 \quad -0.0238 \quad 0.1106 \quad 0.3774 \quad -0.8527 \quad 0.3774 \quad 0.1106 \quad -0.0238 \quad -0.0378].$$

Le centre de symétrie de  $H_0$  est  $\gamma_0=4=2\nu_0$  avec  $\nu_0=2$ .

Le centre de symétrie de  $H_1$  est  $\gamma_1=3=2\nu_1+1$  avec  $\nu_1=1$ .

D'après [135], pour avoir une reconstruction parfaite, avec un retard nul, c'est-à-dire le signal reconstruit est la projection de la séquence à la sortie de l'étage de synthèse dans ses  $N_0$  premières composantes, on doit faire les modifications suivantes :

- Transformer le filtre causal  $H_0$  en un filtre non causal centré sur  $n=0$ , et le filtre  $H_1$  en un filtre centré sur  $n=-1$ . Ce qui se traduit par un décalage cyclique vers la gauche de la séquence étendue d'une quantité  $\gamma_0=4$  à l'entrée de  $H_0$  et de  $\gamma_1+1=4$  à l'entrée de  $H_1$ .
- refaire le même décalage mais en sens inverse sur les séquences à l'entrée des filtres de synthèse  $F_0$  et  $F_1$ .
- Décaler les filtres de synthèse vers la gauche d'une seule unité, c'est-à-dire  $F_0=[0 \ F_0]$  et  $F_1=[0 \ F_1]$ .

D'après le tableau 4.1, On prévoit à la sortie des blocs d'analyse, des séquences  $lp_l$  et  $hp_l$  de type OPS avec des symétries  $E^{(1,2)}$  et  $E^{(2,1)}$  respectivement ce qui est vérifié par les courbes de la figure 4.14.

On voit bien d'après la figure 4.14, que le signal reconstruit représente les  $N_0$  premiers éléments de la séquence issue du dernier étage de synthèse.

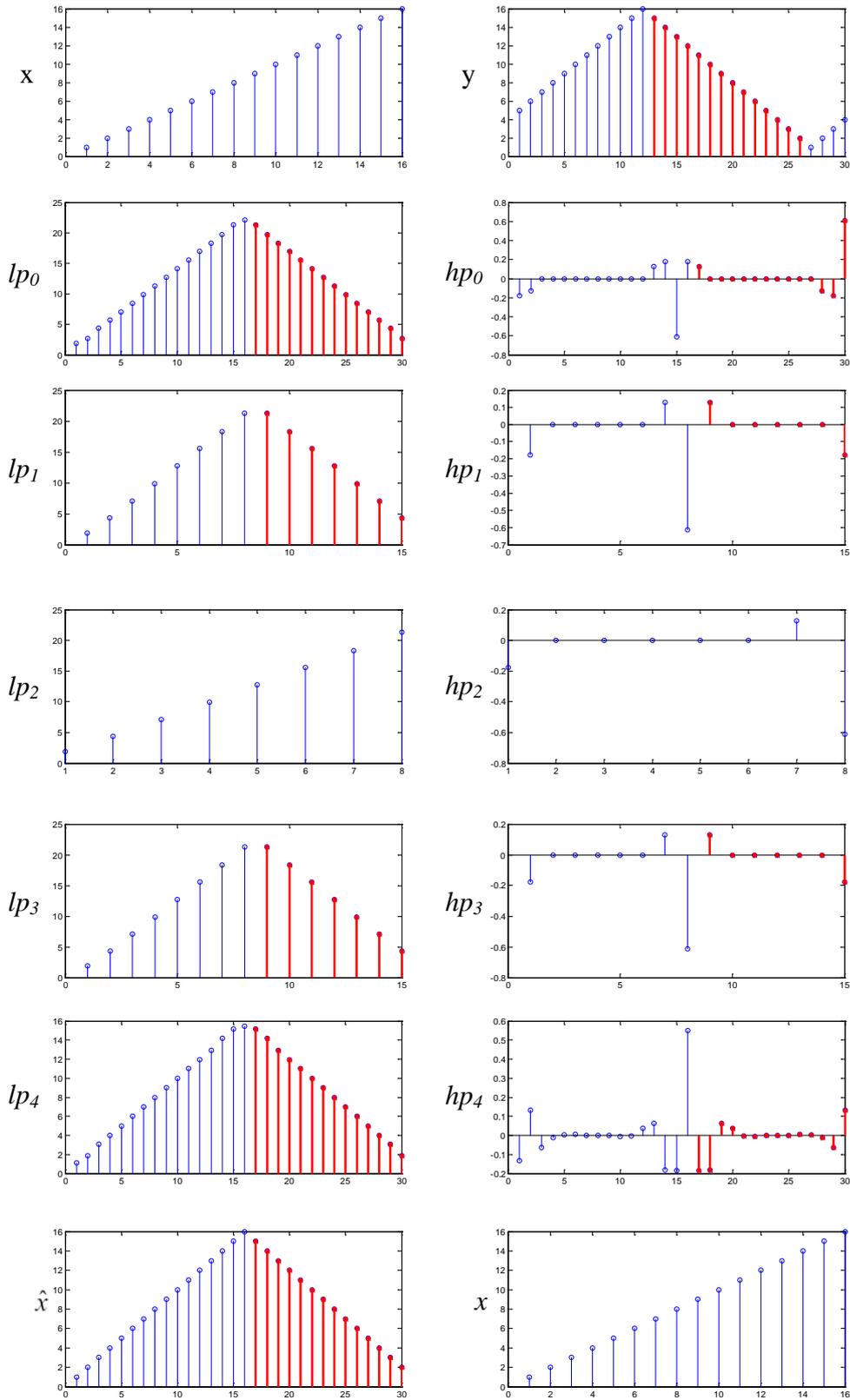


Figure 4.14 : Exemple d'une transformée de l'extension symétrique à base de la Bior4.4. En rouge sont représentés les échantillons qui seront rejetés, en bleu les échantillons préservés.

### 4.7 Algorithme de SPIHT

Said et Pearlman [136] ont développé un système de codage pour les images. Simple mais efficace, il a été désigné par SPIHT (Set Partitioning In Hierarchical Trees). Il est basé sur le concept de partitionnement à base d'arbres hiérarchiques des coefficients ondelettes de l'image. Ce concept a été étendu au cas des signaux unidimensionnels [78] et a démontré d'excellentes performances.

Les principes de l'algorithme de SPIHT reposent sur le classement partiel des coefficients de la transformée, avec un mécanisme de partitionnement de l'ensemble des coefficients.

Comme il est montré sur la figure 4.15, une structure en arbre appelée arbre d'orientation temporelle, définit la relation temporelle qui existe dans le domaine des ondelettes.

Chaque point dans un niveau donné lui correspond deux points dans le niveau juste en dessous; une flèche indique la relation parent-enfant. Chaque nœud possède deux enfants à part les nœuds du dernier niveau (feuilles) qui ne possèdent rien.

Dans un signal 1D typique, la plupart de l'énergie est concentrée dans les bandes de basse fréquence, de sorte que les coefficients sont censés être mieux classés en amplitude si nous nous dirigeons vers le bas suivant l'arbre de l'orientation temporelle jusqu'à arriver aux feuilles (nœuds terminaux).

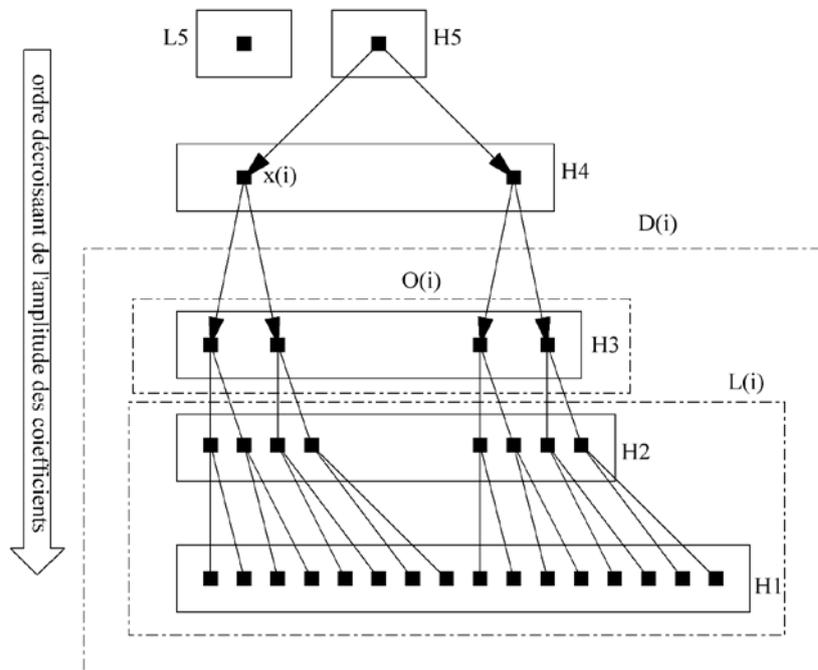


Figure 4.15 : Arbre d'orientation temporelle pour une DWT 1D à 5 niveaux.

Sur la figure 4.15, les sous-bandes sont arrangées de la plus basse fréquence à la plus haute fréquence. Soit  $x(i)$  un coefficient de la transformation ondelettes quelconque, l'indice  $i$  représente sa coordonnée ( $i=3$  selon la figure 4.15).

Il y a trois définitions importantes dans la relation parent-enfant de l'algorithme SPIHT-1D.

- 1)  $O(i)$  : représente les descendants directs, c'est l'ensemble formé des deux coefficients se situant dans le niveau juste après de celui du coefficient  $x(i)$ .
- 2)  $D(i)$  : représente l'ensemble de tous les descendants du coefficient  $x(i)$ .
- 3)  $L(i)$  : est défini par  $L(i)=D(i)-O(i)$ .

On peut remarquer selon la figure 4.15, que le coefficient de la sous bande la plus basse (L5) ne possède aucun descendant.

L'algorithme SPIHT-1D suppose que chaque coefficient  $x(i)$  est un bon prédicteur des coefficients pour lesquels il est le parent. La procédure est contrôlée par un attribut qui donne l'information de signifiante des coefficients.

Un coefficient de la transformée en ondelettes est significatif par rapport à un seuil  $k$  si sa valeur absolue est plus grande que  $2^k$ , sinon il est dit non-significatif par rapport au seuil  $k$ , cette procédure peut être décrite par :

$$S_k(x_i) = \begin{cases} 1, & \text{si } |x_i| \geq 2^k \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases}$$

$S_k(x_i)$  désigne la signifiante de  $x(i)$  par rapport au seuil  $k$ .

D'après le test de signifiante, les coefficients sont classés selon trois ensembles :

1. La liste des points non significatifs (**LIP**: list of insignificant point) qui contient les coordonnées des coefficients qui sont insignifiants par rapport au seuil en cours  $k$ .
2. La liste des points significatifs (**LSP**: list of significant point) qui contient les coordonnées des coefficients qui sont significatifs par rapport au seuil en cours  $k$ .
3. La liste des ensembles non significatifs (**LIS**: list of insignificant sets) qui contient les coordonnées des racines des sous arbres non-significatifs.

En plus, les éléments de l'ensemble **LIS** sont classifiés en types A ou B ce qui représente les cas  $D(i)$  ou  $L(i)$ .

#### 4.7.1 Algorithme de Codage

Les étapes suivantes décrivent le processus de codage de SPIHT-1D.

##### *Etape 1*

##### *Initialisation*

Calcule de  $k = \left\lfloor \log_2 \max_i |x_i| \right\rfloor$  avec  $0 \leq i \leq K$  et  $K$  représente le nombre de coefficients de la DWT.

**LSP**= $\phi$ , **LIP** =  $\{L_N, H_N\}$  avec  $L_N$  et  $H_N$  représente les indices des coefficients d'approximation et de détails pour une décomposition jusqu'au niveau  $N$ .

Mettre les éléments de  $H_N$  dans **LIS** comme étant de type A.

**Etape 2****Traitement de la liste LIP****Pour chaque  $i \in \text{LIP}$  faire**Envoyer  $S_k(x_i)$ **Si  $S_k(x_i) = 1$  alors**Déplacer  $i$  dans LSPSupprimer  $i$  de LIPEnvoyer signe de  $x_i$ **Fin****Fin****Etape 3****Traitement de la liste LIS****Pour chaque  $i \in \text{LIS}$  faire****Si  $i$  est de type A alors**Envoyer  $S_k(D(i))$ **Si  $S_k(D(i)) = 1$  alors****Pour chaque  $j \in O(i)$  faire**Envoyer  $S_k(x_j)$ **Si  $S_k(x_j) = 1$  alors**Mettre  $j$  dans LSPEnvoyer signe de  $x_j$ **Fin****Sinon**Mettre  $j$  dans LIP**Fin****Fin****Si  $L(i) \neq \phi$  alors**Mettre  $i$  à la fin de LIS comme type B et aller à l'étape 3.**Sinon**Supprimer  $i$  de LIS**Fin****Fin****Fin****Sinon**Envoyer  $S_k(L(i))$ **Si  $S_k(L(i)) = 1$  alors****Pour chaque  $j \in O(i)$  faire**Mettre  $j$  dans LIS comme entrée de type ASupprimer  $i$  de LIS**Fin****Fin****Fin****Fin**

**Etape 4****Traitement de la liste LSP (raffinement)**

**Pour chaque**  $i \in \text{LSP}$  **et**  $|x(i)| > 2^{k+1}$  **faire**

    | Envoyer du bit de poids  $k$

**fin**

**Si**  $k=0$  **alors fin, sinon**  $k=k-1$  **et aller vers l'étape 2**

Nous allons voir à l'aide d'un exemple le fonctionnement de l'algorithme SPIHT-1D.

La décomposition d'une suite numérique suivant la DWT-1D pour un niveau de décomposition  $N=5$  est donnée par:

$H1 = \{22, 11, 5, -7, 6, 1, 5, 2, 9, -2, -1, 4, 4, -2, 3, 1\}$

$H2 = \{43, -7, 8, 6, -5, 4, 2, -3\}$

$H3 = \{12, 13, -9, 11\}$

$H4 = \{-25, 21\}$

$H5 = \{-48\}$

$L5 = \{59\}$

La représentation en arbre des sous bandes est représentée par la figure 4.16.

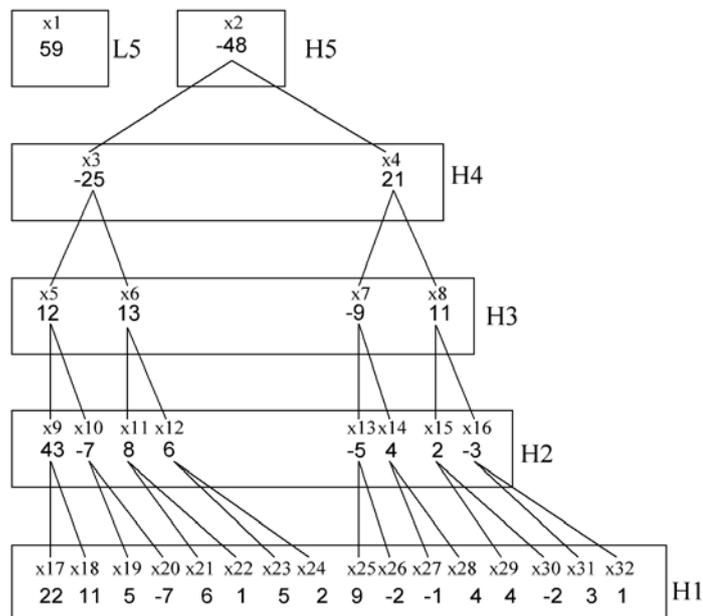


Figure 4.16: Représentation en arbre de la décomposition en sous bandes de l'exemple de la suite numérique.

Le tableau 4.2 résume les différentes étapes de codage et le train de bit généré en sortie.

**Tableau 4.2 : Etapes d'exécution de l'algorithme SPIHT-1D**

étape	Point ou ensemble de test	Bit de sortie	action	Listes de contrôle
initialisation			$k = \lfloor \log_2(59) \rfloor$ $k = 5$	<b>LSP</b> = $\phi$ <b>LIP</b> = {1,2} <b>LIS</b> ={2A}
Traitement de LIP	$x_1=59$	1 1	$x_1$ dans LSP	<b>LSP</b> ={1} <b>LIP</b> = {2}
	$x_2=-48$	1 0	$x_2$ dans LSP	<b>LSP</b> ={1, 2} <b>LIP</b> = $\phi$
Traitement de LIS	$D(x_2)$	1	Test des descendants direct	
	$x_3$	0	$x_3$ dans LIP	<b>LIP</b> ={3}
	$x_4$	0	$x_4$ dans LIP	<b>LIP</b> ={3, 4}
			Changement de type	<b>LIS</b> ={2B}
	$L(x_2)$	1	Nouveaux ensembles	<b>LIS</b> ={3A, 4A}
	$D(x_3)$	1	Test des descendants directs	
	$x_5$	0	$x_5$ dans LIP	<b>LIP</b> ={3, 4, 5}
	$x_6$	0	$x_6$ dans LIP	<b>LIP</b> ={3, 4, 5, 6}
			Changement de type	<b>LIS</b> ={4A, 3B}
	$D(x_4)$	0		
	$L(x_3)$	1	Nouveaux ensembles	<b>LIS</b> ={4A, 5A, 6A}
	$D(x_5)$	1	Test des descendants directs	
	$x_9$	1 1	$x_9$ dans <b>LSP</b>	<b>LSP</b> ={1, 2, 9}
	$x_{10}$	0	$x_{10}$ dans <b>LIP</b>	<b>LIP</b> ={3, 4, 5, 6, 10}
			Changement de type	<b>LIS</b> ={4A, 6A, 5B }
	$D(x_6)$	0		<b>LIS</b> ={4A, 6A, 5B }
	$L(x_5)$	0		<b>LIS</b> ={4A, 6A, 5B }
raffinement			$k=4$	
Traitement de LIP	$x_3$	1 0	$x_3$ dans LSP	<b>LSP</b> ={1, 2, 9, 3}
	$x_4$	1 1	$x_4$ dans LSP	<b>LIP</b> ={5, 6, 10} <b>LSP</b> ={1, 2, 9, 3, 4}
	$x_5$	0		
	$x_6$	0		
	$x_{10}$	0		
Traitement de LIS	$D(x_4)$	0		
	$D(x_6)$	0		
	$L(x_5)$	1	Nouveaux ensembles	<b>LIS</b> ={4A, 6A, 9A, 10A }
	$D(x_9)$	1	Test des descendants directs	
	$x_{17}$	1 1	$x_{17}$ dans LSP	<b>LSP</b> ={1, 2, 9, 3, 4, 17}
	$x_{18}$	0	$x_{18}$ dans <b>LIP</b>	<b>LIP</b> ={5, 6, 10, 18} <b>LIS</b> ={4A, 6A, 10A }
	$D(x_{10})$	0		
raffinement	$x_1$	1	$k=3$	
	$x_2$	1		
	$x_9$	0		
Traitement de LIP	$x_5$	1 1		<b>LIP</b> ={6, 10, 18} <b>LSP</b> ={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5}
	$x_6$	1 1		<b>LIP</b> ={10, 18} <b>LSP</b> ={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6}
	$x_{10}$	0		
	$x_{18}$	1 1		<b>LIP</b> ={10} <b>LSP</b> ={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18}

Traitement de LIS	D(x <sub>4</sub> )	1	Test des descendants directs	LIS={4A, 6A, 10A }
	x <sub>7</sub>	1 0		LSP={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7}
	x <sub>8</sub>	1 1		LSP={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8}
			Changement de type	LIS={6A, 10A, 4B }
	D(x <sub>6</sub> )	1	Test des descendants directs	
	x <sub>11</sub>	1 1		LSP={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8, 11}
	x <sub>12</sub>	0		LIP={10, 12}
			Changement de type	LIS={10A, 4B, 6B }
	D(x <sub>10</sub> )	0		
	L(x <sub>4</sub> )	1	Nouveaux ensembles	LIS={10A, 6B, 7A, 8A}
	L(x <sub>6</sub> )	0		LIS={10A, 6B, 7A, 8A }
	D(x <sub>7</sub> )	1	Test des descendants directs	
	x <sub>13</sub>	0		LIP={10, 12, 13}
	x <sub>14</sub>	0		LIP={10, 12, 13, 14}
			Changement de type	LIS={10A, 6B, 8A, 7B}
	D(x <sub>8</sub> )	0		
	L(x <sub>7</sub> )	1	Nouveaux ensembles	LIS={10A, 6B, 8A, 13A, 14A}
	D(x <sub>13</sub> )	1	Test des descendants directs	
	x <sub>25</sub>	1 1		LSP={1,2,9,3,4,17,5,6,18,7,8,11,25} LIS={10A, 6B, 8A, 14A}
x <sub>26</sub>	0		LIP={10, 12, 13, 14, 26}	
D(x <sub>14</sub> )	0			
raffinement	x <sub>1</sub>	1	K=2	
	x <sub>2</sub>	0		
	x <sub>9</sub>	1		
	x <sub>3</sub>	1		
	x <sub>4</sub>	0		
	x <sub>17</sub>	0		
Traitement de LIP	x <sub>10</sub>	1 0		LIP={12, 13, 14, 26} LSP={1,2,9,3,4,17,5,6,18,7,8,11,25,10}
	x <sub>12</sub>	1 1		LIP={13, 14, 26} LSP={1,2,9,3,4,17,5,6,18,7,8,11,25,10,12}
	x <sub>13</sub>	1 0		LIP={14, 26} LSP={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8, 11, 25, 10, 12, 13}
	x <sub>14</sub>	1 1		LIP={26} LSP={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8, 11, 25, 10, 12, 13, 14}
	x <sub>26</sub>	0		LIP={26}
Traitement de LIS	D(x <sub>10</sub> )	1	Test des descendants directs	
	x <sub>19</sub>	1 1		LSP={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8, 11, 25, 10, 12, 13, 14, 19}
	x <sub>20</sub>	1 0		LSP={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8, 11, 25, 10, 12, 13, 14, 19, 20} LIS={6B, 8A, 14A}
	L(x <sub>6</sub> )	1	Nouveaux ensembles	LIS={8A, 14A, 11A, 12A }
	D(x <sub>8</sub> )	1	Test des descendants directs	
	x <sub>15</sub>	0		LIP={26,15}
	x <sub>16</sub>	0		LIP={26,15,16}
			Changement de type	LIS={14A, 11A, 12A , 8B}
D(x <sub>14</sub> )	1	Test des descendants		

			directs	
	X <sub>27</sub>	0		<b>LIP={26,15,16,27}</b>
	X <sub>28</sub>	1 1		<b>LSP</b> ={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8,11, 25, 10, 12, 13, 14, 19,20,28} <b>LIS</b> ={11A,12A,8B}
	D(x <sub>11</sub> )	1	Test des descendants directs	
	X <sub>21</sub>	1 1		<b>LSP</b> ={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8,11, 25, 10, 12, 13, 14, 19,20,28,21}
	X <sub>22</sub>	0		<b>LIP</b> ={26,15,16,27,22} <b>LIS</b> ={12A,8B}
	D(x <sub>12</sub> )	1	Test des descendants directs	
	X <sub>23</sub>	1 1		<b>LSP</b> ={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8,11, 25, 10, 12, 13, 14, 19,20,28,21,23}
	X <sub>24</sub>	0		<b>LIP</b> ={26,15,16,27,22,24} <b>LIS</b> ={8B}
	L(x <sub>8</sub> )	1	Nouveaux ensembles	<b>LIS</b> ={15A, 16A}
	D(x <sub>15</sub> )	1	Test des descendants directs	
	X <sub>29</sub>	1 1		<b>LSP</b> ={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8,11, 25, 10, 12, 13, 14, 19,20,28,21,23,29}
	X <sub>30</sub>	0		<b>LIP</b> ={26,15,16,27,22,24,30} <b>LIS</b> ={16A}
	D(x <sub>16</sub> )	0		<b>LIS</b> ={16A}
raffinement	X <sub>1</sub>	0	K=1	
	X <sub>2</sub>	0		
	X <sub>9</sub>	0		
	X <sub>3</sub>	0		
	X <sub>4</sub>	1		
	X <sub>17</sub>	1		
	X <sub>5</sub>	1		
	X <sub>6</sub>	1		
	X <sub>18</sub>	0		
	X <sub>7</sub>	0		
	X <sub>8</sub>	0		
	X <sub>25</sub>	0		
Traitement de LIP	X <sub>26</sub>	1 0		<b>LIP</b> ={15,16,27,22,24,30} <b>LSP</b> ={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8,11, 25, 10, 12, 13, 14, 19,20,28,21,23,29,26}
	X <sub>15</sub>	1 1		<b>LIP</b> ={16,27,22,24,30} <b>LSP</b> ={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8,11, 25, 10, 12, 13, 14, 19,20,28,21,23,29,26,15}
	X <sub>16</sub>	1 0		<b>LIP</b> ={27,22,24,30} <b>LSP</b> ={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8,11, 25, 10, 12, 13, 14, 19,20,28,21,23,29,26,15,16}
	X <sub>27</sub>	0		<b>LIP</b> ={27,22,24,30}
	X <sub>22</sub>	0		<b>LIP</b> ={27,22,24,30}
	X <sub>24</sub>	1 1		<b>LIP</b> ={27,22,30} <b>LSP</b> ={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8,11, 25, 10, 12, 13, 14, 19,20,28,21,23,29,26,15,16,24}
	X <sub>30</sub>	1 0		<b>LIP</b> ={27,22} <b>LSP</b> ={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8,11, 25, 10, 12, 13, 14, 19,20,28,21,23,29,26,15,16,24,30}
Traitement de LIS	D(x <sub>16</sub> )	1	Test des descendants directs	<b>LIS</b> ={16A}
	X <sub>31</sub>	1 1		<b>LSP</b> ={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8,11, 25, 10, 12, 13, 14, 19,20,28,21,23,29,26,15,16,24,30,31}
	X <sub>32</sub>	0		<b>LIP</b> ={27,22,32}

				LIS= $\phi$
raffinement	X <sub>1</sub>	1	K=0	
	X <sub>2</sub>	0		
	X <sub>9</sub>	1		
	X <sub>3</sub>	0		
	X <sub>4</sub>	0		
	X <sub>17</sub>	1		
	X <sub>5</sub>	0		
	X <sub>6</sub>	0		
	X <sub>18</sub>	1		
	X <sub>7</sub>	0		
	X <sub>8</sub>	1		
	X <sub>11</sub>	0		
	X <sub>25</sub>	0		
	X <sub>10</sub>	1		
	X <sub>12</sub>	1		
	X <sub>13</sub>	0		
X <sub>19</sub>	0			
X <sub>20</sub>	1			
X <sub>21</sub>	1			
X <sub>23</sub>	0			
Traitement de LIP	X <sub>27</sub>	1 0		<b>LIP={22,32}</b> <b>LSP={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8,11, 25, 10, 12, 13, 14, 19,28,29,31,27}</b>
	X <sub>22</sub>	1 1		<b>LIP=={32}</b> <b>LSP={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8,11, 25, 10, 12, 13, 14, 19,20,28,29,31,27,22}</b>
	X <sub>32</sub>	1 1		<b>LIP=<math>\phi</math></b> <b>LSP={1, 2, 9, 3, 4, 17, 5, 6, 18, 7, 8,11, 25, 10, 12, 13, 14, 19,20,28,29,31,27,22,32}</b>
raffinement	X <sub>1</sub>	1		
	X <sub>2</sub>	0		
	X <sub>9</sub>	1		
	X <sub>3</sub>	1		
	X <sub>4</sub>	1		
	X <sub>17</sub>	0		
	X <sub>5</sub>	0		
	X <sub>6</sub>	1		
	X <sub>18</sub>	1		
	X <sub>7</sub>	1		
	X <sub>8</sub>	1		
	X <sub>25</sub>	1		
	X <sub>10</sub>	1		
	X <sub>12</sub>	0		
X <sub>13</sub>	1			
X <sub>14</sub>	0			
X <sub>19</sub>	1			

### 4.7.2 Algorithme de Décodage

Les données essentielles pour le décodage, à savoir le nombre total de coefficients, le niveau de décomposition et  $n_{\max}$  (le nombre de bits nécessaires pour représenter chaque coefficient) sont transmis avec le train de bits généré lors du codage. Il est à noter qu'on peut arrêter le processus de décodage lorsqu'on souhaite respecter un débit bien défini.

#### *Etape 1*

##### *Initialisation*

$n=n_{\max}$

$LSP=\phi$ ,  $LIP = \{L_N, H_N\}$  avec  $L_N$  et  $H_N$  représentant les indices des coefficients d'approximation et de détail pour une décomposition jusqu'au niveau  $N$ .

Mettre les éléments de  $H_N$  dans  $LIS$  comme étant de type A.

Indice=1.

#### *Etape 2*

##### *Traitement de la liste LIP*

**Pour chaque**  $i \in LIP$  **faire**

    Lire Bit(*indice*)

**Si** Bit(*indice*) = 1 **alors**

**Si** Bit(*indice* + 1) > 0 Déplace  $i$  dans LSP

        Supprimer  $i$  de LIP

$x(i)=2^n+2^{n-1}+1/2$

*indice* = *indice*+1

**Sinon**

        Déplacer  $i$  dans LSP

        Supprimer  $i$  de LIP

$x(i)=-2^n-2^{n-1}-1/2$

*indice* = *indice*+1

**Fin**

*Indice* = *indice*+1

**Fin**

**Etape 3****Traitement de la liste LIS****Pour chaque  $i \in \text{LIS}$  faire**    Si  $i$  est de type A alors

Lire Bit(indice)

Si Bit(indice) = 1 alors

Indice=indice+1

            Pour chaque  $j \in O(i)$  faire

Lire Bit(indice)

Si Bit(indice) = 1 alors

                    Mettre  $j$  dans **LSP**                     $x_j = 2^n + 2^{n-1} + 1/2$ 

Indice=indice+1

Fin

Sinon

                    Mettre  $j$  dans **LSP**                     $x_j = -2^n - 2^{n-1} - 1/2$ 

Indice=indice+1

Fin

Fin

        Si  $L(i) \neq \emptyset$  alors

Indice=indice+1

            Mettre  $i$  à la fin de LIS comme type B et aller à l'étape 3.

Sinon

            Supprimer  $i$  de **LIS**

Indice=indice+1

Fin

Fin

Sinon

        Mettre  $j$  dans **LIP**

Indice=indice+1

Fin

Fin

Sinon

Lire Bit(indice)

Si Bit(indice) = 1 alors

**Pour** chaque  $j \in O(i)$  faire            Mettre  $j$  dans LIS comme entrée de type A            Supprimer  $i$  de **LIS**

Indice=indice+1

Fin

Fin

Fin

**Fin**



Traitement de LIS	L(x <sub>5</sub> )	1	LIS={4A, 6A, 9A, 10A }	
	D(x <sub>9</sub> )	1		
	x <sub>17</sub> =24	1 1	<b>LSP</b> ={1, 2, 9, 3, 4, 17}	{48,-48,-24.5,24.5,0,0,0,0,48.5,0,0,0,0,0,0,0,24.5,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0}
	x <sub>18</sub>	0	<b>LIP</b> ={5, 6, 10, 18} LIS={4A, 6A, 10A }	
	D(x <sub>10</sub> )	0		
raffinement	x <sub>1</sub> =48.5+8	1	n=3	{56.5,-56.5,-24.5,24.5,0,0,0,0,40.5,0,0,0,0,0,0,0,24.5,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0}
	x <sub>2</sub> =(48.5+8)	1		
	x <sub>9</sub> =48.5-8	0		

#### 4.8 Compression de Données à Base de Dictionnaire et Masquage de Bits

Les méthodes de compression à base de dictionnaire construisent une liste d'éléments de données, à chaque fois qu'une séquence de données à l'entrée est reçue. Un algorithme cherche dans la liste (dictionnaire) pour une correspondance de la séquence. Lorsqu'une correspondance est trouvée, la séquence est compressée en la remplaçant par un index vers le dictionnaire [137].

Les techniques de compression à base de dictionnaire ont été utilisées avec succès dans la réduction des codes de programmes [138], [139]. Un mécanisme de décompression rapide ainsi qu'un bon taux de compression ont été obtenus. L'idée de principe est de construire une liste de séquences survenant couramment et coder ces séquences en transmettant leurs index dans la liste.

La figure 4.17 montre un exemple de compression de code à base de dictionnaire appliquée sur un simple programme de dix séquences de 8 bits [140].

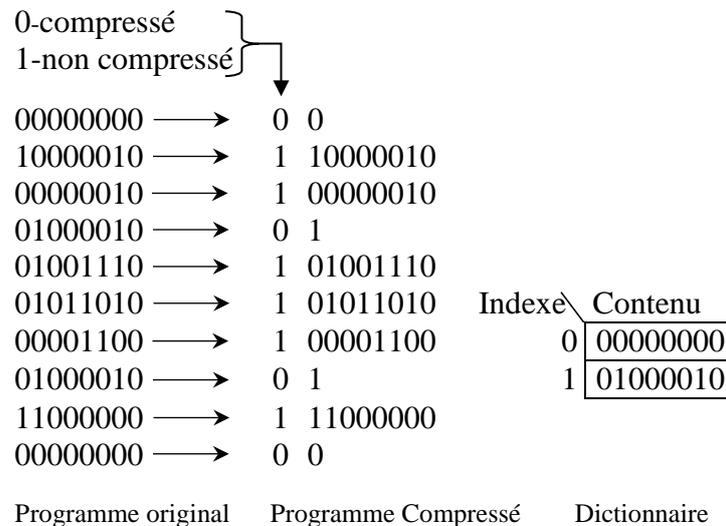


Figure 4.17: Compression de code à base de dictionnaire.

La compression à base de masquage de bits (Bitmask) est une extension de la compression à base de dictionnaire avec un mécanisme de correspondance efficace qui utilise des masques de bits qui peuvent améliorer de manière significative le taux de compression.

L'idée est de trouver les données qui diffèrent des éléments du dictionnaire en quelques bits (distance de Hamming) et conserver cette information dans le code compressé. L'efficacité de la compression va dépendre sur le nombre de changements de bits qui sont considérés durant la compression.

La figure 4.18 montre un exemple de compression de code à base du masquage de bits.

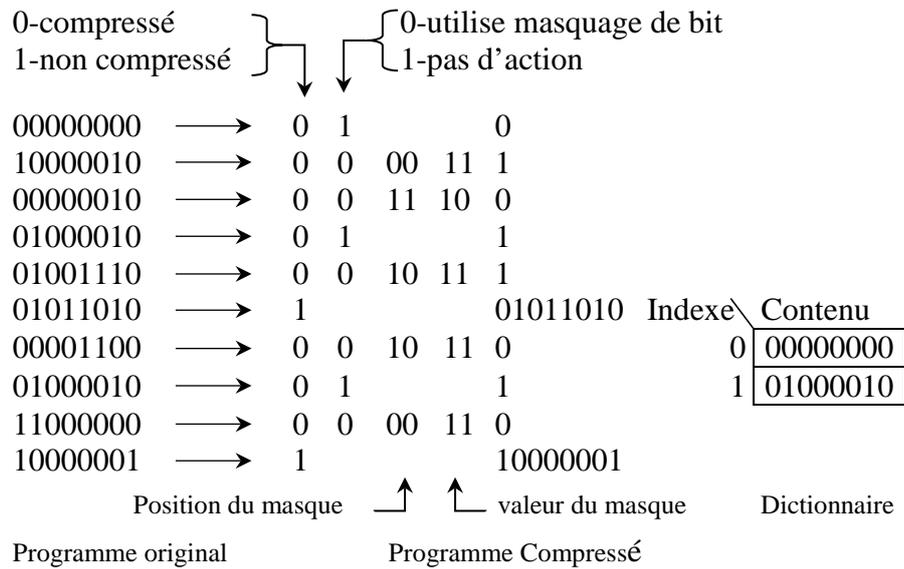


Figure 4.18: Compression de code à base du masquage de bits.

Cet exemple considère seulement un changement sur deux bits. Un champ supplémentaire est nécessaire pour indiquer si les discordances sont considérées ou non. Dans le cas où une discordance est considérée, un autre champ est nécessaire pour indiquer la position du bit qui diffère de l'un des éléments du dictionnaire.

Un masque à deux bits (appliqué seulement sur les limites des quarts de byte) est utilisé, une amélioration par rapport à la compression à base de dictionnaire est évidente.

**Sélection du masque**

Le tableau 4.4 montre les formes de masque qui peuvent générer une correspondance avec un coût acceptable.

Un modèle de masque est dit fixe s'il s'applique à des emplacements fixes. Par exemple, un modèle de masque fixe à 4 bits (référéncé par 4f) est applicable sur quatre emplacements fixes lorsqu'il s'agit de vecteurs à 16 bits.

Un modèle de masque est dit glissant s'il s'applique n'importe où dans le vecteur. Par exemple, un masque à 4 bits (référéncé par 4s) peut être appliqué à n'importe quel emplacement sur un vecteur à 16 bits (en fait, de la position 0 à la position 11)

**Tableau 4.4: différentes formes de masque**

Masque	Fixe	Glissant
1 bit		X
2 bits	X	X
3 bits		X
4 bits	X	X

## 4.9 Méthode Proposée

Le train de bits généré par l'algorithme de SPIHT contient des successions de 1 et de 0 et parfois une longue répétition de 0. L'idée est de convertir ce train de bits en un ensemble de vecteurs de longueur 16 bits, et d'appliquer ensuite la technique de codage par masquage de bits décrite dans [140]. Une petite modification dans le choix du dictionnaire a été faite, le dictionnaire est choisi à priori comme étant statique contenant un seul vecteur de 16 bits formé uniquement de 0.

Pour la sélection des masques, on choisit deux formes de masque : 1 bit glissant (1s) et 4 bits fixe (4f). La figure 4.19 montre les quatre combinaisons bénéfiques retenus qui sont {1s}, {1s, 1s}, {4f} et {4f, 1s}.

Un tel schéma est capable de recouvrir au moins deux discordances, et présente la capacité de recouvrir, sous certaines conditions, jusqu'à cinq discordances.

Forme de masque	code	Dictionnaire	
		Index	Contenu
{1s}	00	0	0000000000000000
{1s, 1s}	01		
{4f}	10		
{4f, 1s}	11		

Figure 4.19: Les formes de masque retenues.

### 4.9.1 Schéma de Codage

Le schéma de codage est représenté par la figure 4.20:

- Le bit de décision est mis à 1 si la donnée ne peut être compressée, et il est positionné sur 0 dans le cas contraire que le masquage de bits soit utilisé ou non.
- Le bit de traitement est ajouté pour indiquer si le masquage de bits est considéré ou pas. S'il est mis à 1, la donnée coïncide avec l'un des éléments du dictionnaire, et s'il est mis à 0, il n'y a pas de concordance et le masquage de bits est mis en service.

Format pour une donnée non compressée

Décision	Donnée (16 bits)
----------	------------------

Format pour une donnée compressée

Décision (1 bit)	Traitement (1 bit)	Masque (2 bits)	Emplacement (2,4 bits)	Masque (4 bits)	Emplacement (4 bits)
---------------------	-----------------------	--------------------	---------------------------	--------------------	-------------------------

Figure 4.20: Schéma de codage adopté.

La figure 4.21 est une illustration du fonctionnement de la technique lorsqu'elle est appliquée à une entrée de forme train de bits.

Après avoir segmenté l'entrée en vecteurs de longueur 16 bits chacun, on applique le schéma de codage de la figure 4.20 à chaque vecteur, et les résultats sont comme suit:

- Le cinquième vecteur concorde avec l'élément du dictionnaire, il sera codé par deux bits.
- Le troisième vecteur diffère de l'élément du dictionnaire en un seul bit, pour recouvrir l'erreur, on utilise la forme de masque {1s} codée par (00) à la position 2 (0010). Ce vecteur sera codé par 8 bits.
- Le premier et le sixième vecteur diffèrent de l'élément du dictionnaire en 2 bits, pour recouvrir les erreurs, on utilise deux formes de masque : pour le premier vecteur on utilise le masque {4f} codé (10) appliqué à la position (00) avec la valeur (0101), et pour le sixième vecteur on utilise le masque {1s, 1s} codé (01) appliqué aux positions (0010) et (1110).
- Le deuxième vecteur diffère de l'élément du dictionnaire en 4 bits, pour recouvrir l'erreur, on utilise la forme de masque {4f} codé (10) appliqué à la position (11) avec la valeur (1111).
- Pour le septième vecteur, il y a quatre bits qui diffèrent de l'élément du dictionnaire, pour avoir une concordance on utilise la forme de masque {4f, 1s} codée (11) appliqué à la position (10) avec valeur du masque (0010) et à la position (0001).
- Pour le quatrième vecteur, on ne peut pas recouvrir les six erreurs avec les formes de masque disponibles, alors la technique de codage va générer le même vecteur avec un bit supplémentaire.

À la fin de l'opération de codage, on obtient à la sortie un train de bits plus petit que celui à l'entrée avec un taux de compression de 56/35.

Train de bits à l'entrée  
 0101000000000000 000000000001111 0010000000000000  
 1010101000100100  
 00000000000000000000100000000000100100000011010000

Segmentation	Codage
1 0101000000000000	0 0 10 00 0101
2 0000000000001111	0 0 10 11 1111
3 0010000000000000	0 0 00 0010
4 1010101000100100	1 1010101000100100
5 0000000000000000	0 1
6 0010000000000010	0 0 01 0010 1110
7 0100000011010000	0 0 11 10 1101 0001

Train de bits à la sortie  
 0010000101001011111100000010 11010101000100100 01 000100101110  
 00111011010001

Figure 4.21: Exemple d'application de la compression par masquage de bits.

### 4.9.2 Application à la Compression du Signal PCG

Pour appliquer la technique déjà mentionnée à la compression du signal PCG, on procède par les étapes suivantes :

- Le signal PCG est divisé en blocs contigus et de tailles appropriées en fonction de la fréquence d'échantillonnage.
- Chaque bloc est réduit à 8192 échantillons par l'opération de décimation.
- La DWT bi-orthogonale 9/7, largement utilisée en traitement de signal, est appliquée sur chaque bloc réduit jusqu'à 8 niveaux de décomposition. Etant donné que les filtres utilisés dans l'analyse et la synthèse sont symétriques, on utilise une extension symétrique des données sur les frontières des blocs pour éviter les effets de bords, et aussi pour obtenir une transformée en ondelettes non expansive.
- les coefficients de la DWT sont quantifiés à l'aide de l'algorithme de SPIHT.
- La technique de compression basée sur le masquage de bits est appliquée sur le train de bits généré par l'algorithme de SPIHT.
- Enfin le train de bits généré est sauvegardé ou transmis.

Le schéma bloc du processus de décodage est représenté sur la figure 4.22. Des informations supplémentaires comme la fréquence d'échantillonnage, le débit du codeur de SPIHT, le niveau de décomposition de la DWT et le nombre de bits nécessaire pour représenter les coefficients de la DWT de chaque bloc sont extraits en premier lieu.

Selon le débit binaire du codeur SPIHT, la technique de masquage de bits envoie au décodeur SPIHT le train de bits nécessaires. Les 8192 coefficients de la DWT issues du décodeur SPIHT seront transformés en échantillons du signal PCG à l'aide de la transformée inverse. Le dernier étage effectue une opération d'interpolation afin de restituer le signal PCG entier.

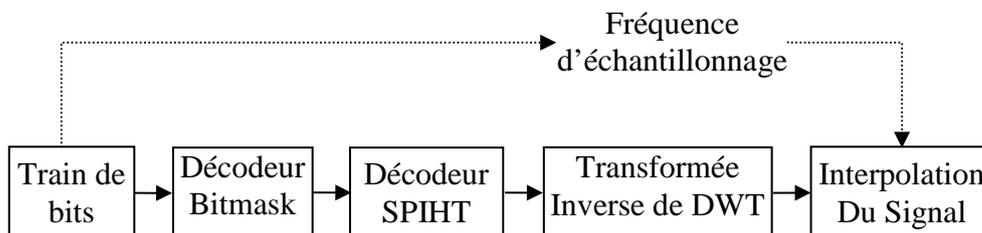


Figure 4.22: Schéma bloc du processus de décodage.

#### 4.10 Résultats Expérimentaux

Les signaux PCG sur lesquels est évaluée notre technique de compression sont obtenus à partir d'enregistrements disponibles dans les bases de données [141] et [142]. Ces dernières incluent des enregistrements de différentes pathologies valvulaires (bruits normaux, troisième et quatrième bruits cardiaques, souffles cardiaques (systolique, diastolique), la sténose aortique et mitrale, etc.).

Les enregistrements du signal PCG utilisés sont stockés sous le format WAV avec 8 ou 16 bits de résolution avec des fréquences d'échantillonnage 22050 Hz, 11025 Hz et 8012 Hz.

Sur la figure 4.23, est représentée une partie de l'enregistrement « Normal » pris de la base de données [142], ce signal est échantillonné à une fréquence de 22050 Hz avec une résolution de 16 bits. Pour un signal PCG normal, on remarque la présence de deux sons : S1 et S2. D'après [143], le contenu fréquentiel d'un son normal se situe entre 40 et 200 Hz.

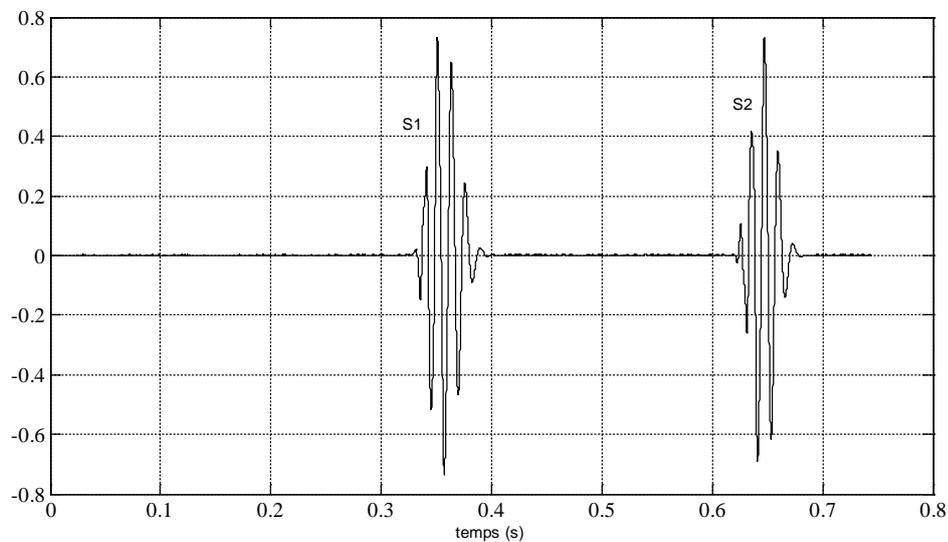


Figure 4.23: Partie d'un enregistrement PCG normal.

La décomposition de ce signal par la DWT jusqu'au 8<sup>ième</sup> niveau est représentée par l'ensemble des signaux de la figure 4.24. Le contenu fréquentiel est réparti selon les différentes bandes de la plus basse (L8) jusqu'à la plus haute (H1). D'après la figure 4.24, on remarque que l'énergie du signal se concentre dans les bandes L8, H8, H7 et H6 ce qui confirme ce qui a été déjà annoncé.

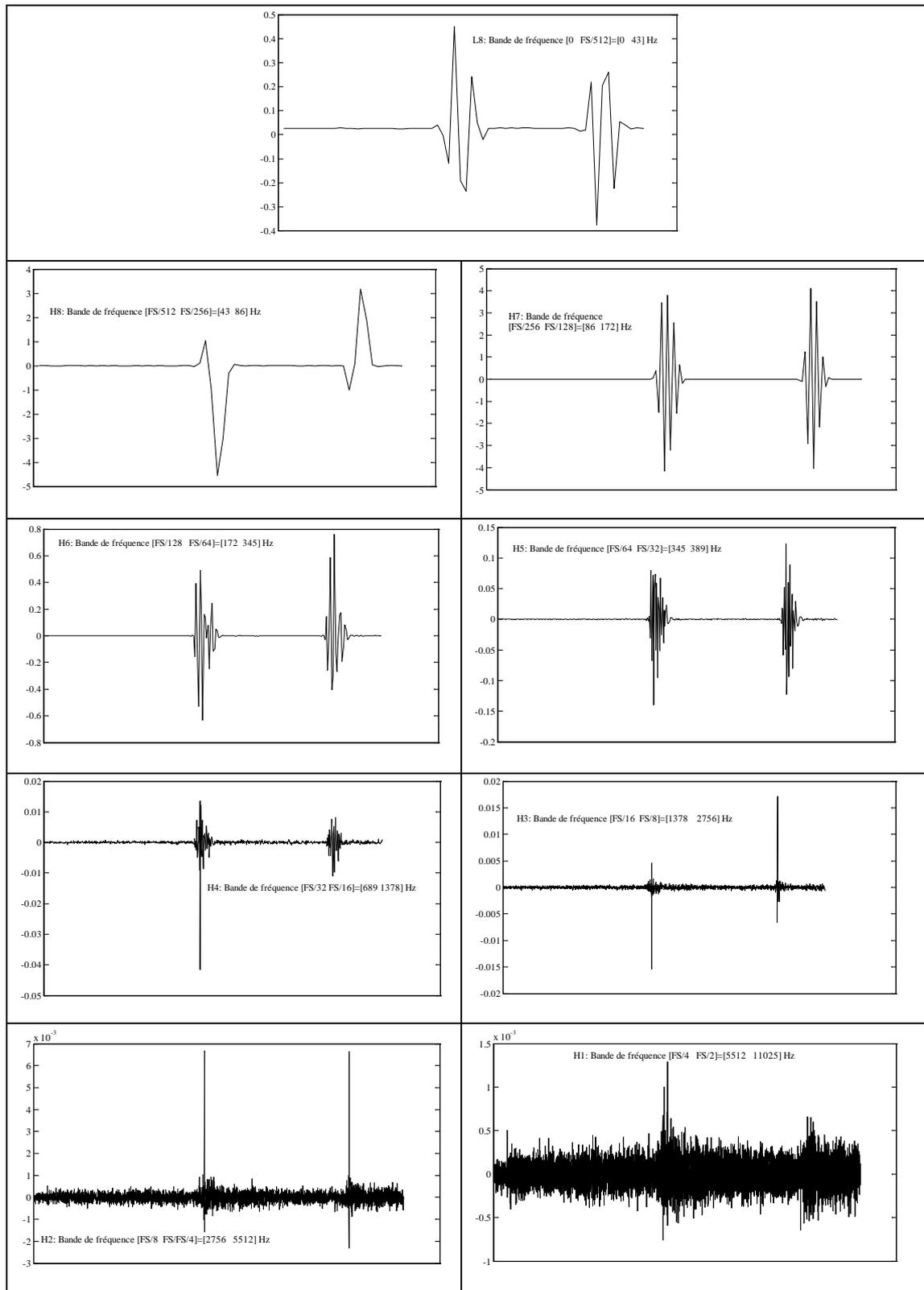


Figure 4.24 : Répartition du contenu fréquentiel d'un signal PCG normal sur les différentes bandes.

Pour évaluer les performances de la méthode proposée, l'efficacité de la compression et la qualité de reproduction du signal sont considérées.

Pour la mesure de la distorsion, on va utiliser deux indicateurs à savoir le PRD et le WEDD (Wavelet Energy based Diagnostic Distortion) utilisé dans [125]. Ce dernier traduit en quelque sorte un PRD pondéré relatif aux coefficients de la DWT.

Le WEDD traduit l'erreur pondérée entre les coefficients de la DWT des différentes sous bandes du signal original et reconstruit, et les poids de pondération représentent l'énergie relative de chaque sous bande par rapport à l'énergie totale.

La formule utilisée pour calculer le WEDD est donnée par l'équation (4.26)

$$\begin{aligned}
 WEDD = w_J \times & \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{K_J} (CA_J[k] - \tilde{CA}_J[k])^2}{\sum_{k=1}^{K_J} (CA_J[k])^2}} \times 100 \\
 & + \sum_{j=1}^J w_j \times \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{K_j} (CD_j[k] - \tilde{CD}_j[k])^2}{\sum_{k=1}^{K_j} (CD_j[k])^2}} \times 100
 \end{aligned} \tag{4.26}$$

Avec  $CA_J$  et  $\tilde{CA}_J$  sont les coefficients d'approximation au niveau  $J$  du signal original et reconstruit et  $J$  le nombre de niveaux de décomposition.

$CD_j$  et  $\tilde{CD}_j$  sont les coefficients de détails au niveau  $j$  du signal original et reconstruit.  $w_J$  et  $w_j$  sont les poids de pondération dynamiques des sous bandes d'approximation et de détails respectivement, ils sont donnés par l'équation (4.27):

$$\begin{aligned}
 w_J &= \frac{\sum_{k=1}^{K_J} (CA_J[k])^2}{\sum_{k=1}^{K_J} (CA_J[k])^2 + \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^{K_j} (CD_j[k])^2} \\
 w_j &= \frac{\sum_{k=1}^{K_j} (CD_j[k])^2}{\sum_{k=1}^{K_J} (CA_J[k])^2 + \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^{K_j} (CD_j[k])^2} \quad j = 1 : J
 \end{aligned} \tag{4.27}$$

En premier lieu on démontre l'amélioration apportée par l'utilisation de notre technique au codeur SPIHT, et aussi comparer avec la méthode développée dans [144] laquelle utilise la technique VKTP (Vector K-Tree Partitioning) pour compresser le train de bits généré par l'algorithme de SPIHT.

Pour une qualité de reconstruction garantie par un PRD donné, le tableau 4.5 énumère les performances des différentes techniques de compression: SPIHT, SPIHT plus VKTP (SPIHT+VKTP) [144], SPIHT plus dictionnaire (SPIHT+Dict), et SPIHT plus bitmask (la technique proposée).

D'après le tableau 4.5, on peut faire les remarques suivantes:

- L'algorithme de SPIHT suivi des techniques VKTP ou dictionnaire révèlent les mêmes performances avec l'avantage d'un temps de compression/décompression plus rapide pour la technique du dictionnaire.
- Notre méthode proposée donne les meilleurs résultats pour tous les types d'enregistrements PCG.
- Les sons cardiaques normaux sont mieux compressés que les autres sons.

**Tableau 4.5: Performance de la méthode proposée par rapport à d'autres méthodes de compression basées sur SPIHT.**

<b>Enregistrement PCG [141]</b>	<b>SPIHT</b>	<b>SPIHT + VKTP</b>	<b>SPIHT + Dict</b>	<b>Méthode Proposée</b>	<b>PRD</b>
Normal heart	155.79	170.93	172.73	184.00	5.00
Diastolic Tricuspid Stenosis	87.53	90.80	91.38	95.94	10.00
Diastolic S4 Gallop	90.86	97.06	97.8845	105.51	5.00
Aortic Stenosis#2	99.96	101.21	101.85	106.66	5.00
Systolic Mitral Regurgitation.	22.48	23.53	23.65	25.18	10.00

Dans la seconde partie, on compare les performances de la méthode développée avec les méthodes proposées dans [125], [144] et [118].

La méthode proposée par Manikandan [125] utilise le WEDD comme mesure de distorsion. On utilise les mêmes enregistrements du signal PCG et le tableau 4.6 résume les résultats de comparaison.

**Tableau 4.6: Comparaison avec la méthode de Manikandan [125].**

Signal PCG [141]	WEDD=2%		WEDD=4%	
	CR [125]	CR (proposée)	CR [125]	CR (proposée)
Normal Heart	93.28	133.27	125.64	212.38
Normal Split	91.3	122.06	123.78	177.04
S3	71.85	109.53	93.03	158.11
S4	78.6	137.90	109.22	193.37
EarlySystolic	58.17	87.10	99.38	143.14
DiastolicTricuspidStenosis	26.25	31.72	41.93	58.20
DiastolicPulmonicRegurgitation	15.05	17.26	28.87	42.25
Diastolic Fixed S2 Split II	133.3	125.09	186.07	162.96
Diastolic Atrial Septal Defect	15.04	15.13	21.16	25.94
Diastolic S4 Gallop	89.18	107.00	141.91	196.47
DiastolicSummation Gallop II	39.64	53.77	55.62	91.64
Systolic Mitral Regurgitation	13.58	13.51	21.28	18.54
Systolic Mitral Prolapse 3	15.12	12.28	28.63	27.09
Ejection Murmur	44.48	47.30	65.89	85.79
Aortic Stenosis#2	79.29	82.46	109.25	112.14
CriticalSystolicAorticStenosis	29.55	30.36	39.58	46.41
SystolicVentricular Septal Defect	20.44	25.82	29.16	37.56
CR moyen	53.77	67.74	77.67	105.24

D'après le tableau 4.6, on peut noter que notre méthode en moyenne dépasse de façon significative la méthode élaborée par [125]. Une inspection visuelle des signaux reconstruits sur la figure 4.25 révèle que les caractéristiques principales telles que S1, S2, S3 et murmures sont très bien reproduites.

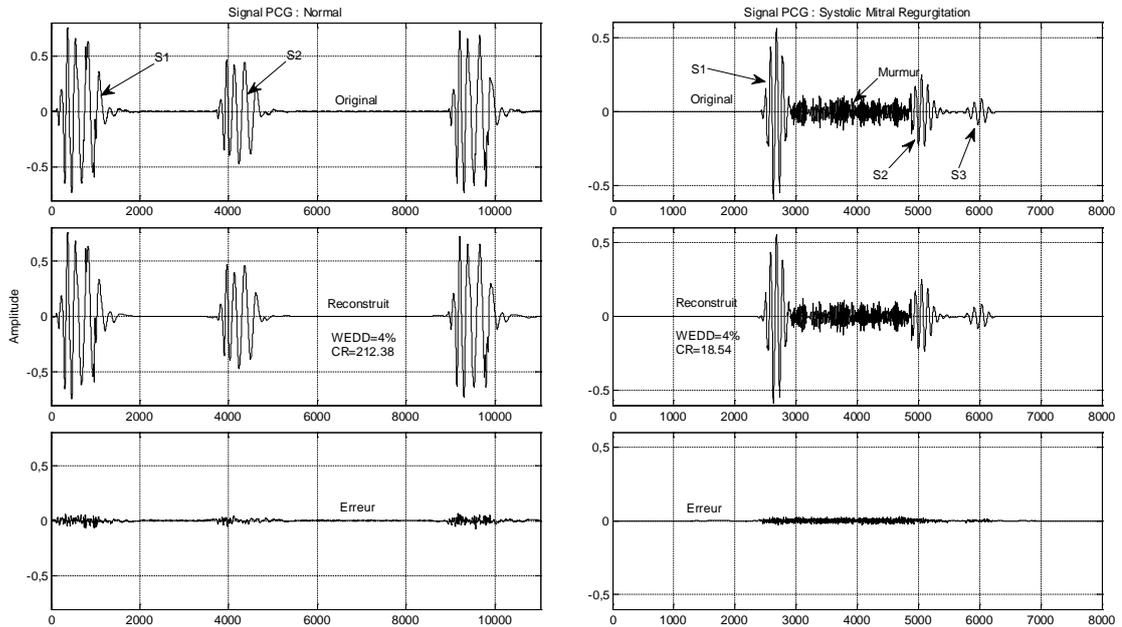


Figure 4.25: Performance de la méthode de compression proposée à travers des enregistrements PCG de la base de données [141] sur une durée de 1 seconde pour lesquels le taux de compression est à sa valeur minimale et maximale pour un WEDD=4%.

Les auteurs dans [144] et [118] utilisent le PRD comme mesure de distorsion. Pour la comparaison on utilise les enregistrements de la base de données de University of Dundee, Ninewells Hospital & Medical School, Dundee, Scotland [142]. Le tableau 4.7 résume les résultats de comparaison pour différents valeurs de PRD.

**Tableau 4.7: Comparaison des performances de Compression avec les méthodes [144] et [118].**

Enregistrement	Méthode de [144]		Méthode de [118]		Méthode proposée	
	PRD	CR	PRD	CR	PRD	CR
Normal heart sound	5.08	286.32	4.98	149.2	4.8	496.41
Fourth heart sound	5.31	226.90	4.6	97.1	4.6	364.34
Summation gallop	5.18	214.92	4.93	92.4	4.9	359.62

#### 4.11 Conclusion

Nous avons présenté une méthode de compression des signaux PCG, basée sur la transformée en ondelettes discrète en association avec les techniques de compression SPIHT et masquage de bits.

Les résultats expérimentaux ont démontré d'excellentes performances par rapport aux autres techniques de compression des signaux PCG.

Une amélioration de cette technique de compression peut être obtenue par l'amélioration de la technique de masquage de bits en construisant un dictionnaire plus large avec des éléments de dimension adéquate.

## Conclusion Générale

# Conclusion Générale

## Résultats

Les signaux cardiaques générés au cours de chaque battement de cœur comportent des informations de diagnostic importantes sur l'activité cardiaque. Dans la pratique, plusieurs systèmes de surveillance cardiaque tels que la phonocardiographie, l'électrocardiographie, la photopléthysmographie sont utilisés. L'acquisition de ces différents signaux en continu génère de grandes quantités de données.

Récemment, un grand intérêt a été porté à la surveillance de l'état de santé du cœur à domicile pour de longues durées, ce qui minimise les risques associés aux patients atteints de maladies cardio-vasculaires. Ainsi on est amené à élaborer des systèmes de transmission portables à faible consommation d'énergie et de dimensions adéquatement réduites.

La présente thèse propose deux algorithmes de compression de données ECG et PCG dont les performances s'avèrent meilleures que ceux proposés dans la littérature scientifique spécifique à cette catégorie de techniques et pouvant se positionner comme solution à faible coût au problème d'expansion de données spécifique à la nouvelle tendance de numération des signaux physiologiques.

Les résultats obtenus par l'algorithme appliqué au signal ECG indiquent une amélioration notable du taux de compression grâce à une approche hybride adéquate impliquant un étage de quantification complété par un protocole de codage sans perte. Cette approche se base sur une exploitation judicieuse des caractéristiques statistiques et de la distribution spatiale des données.

La possibilité d'ajustement de la largeur de la zone morte du quantificateur scalaire est mise à profit pour la sélection du taux de compression approprié. Une largeur de faible valeur équivaut à une plus grande fidélité de reconstruction du signal en contre partie d'un taux de compression proportionnellement réduit et vice versa. Un taux de compression élevé résulte en une dégradation relative des données reconstruites.

L'algorithme de codage sans perte fait appel à un codage arithmétique et exhibe des performances quasi optimales. Ce niveau de performance suppose un flux de données assez important ainsi que le stockage ou la transmission en simultané des paramètres de codage avec la statistique des données en cours de traitement. Ces contraintes et impératifs sont inhérents à cette classe d'algorithmes.

Une amélioration du taux de compression sans perte de près de 20% est rendue possible pour les faibles PRD par l'application du codage progressif SPECK qui exploite au mieux la distribution spatiale particulière des coefficients de la DCT.

Le deuxième volet abordé dans le cadre de cette thèse concerne la compression du signal PCG. Pour ce type de signaux, les performances en termes de taux de compression sont excellentes. On obtient des rapports pouvant atteindre 200:1. Ces résultats reflètent un aspect des propriétés de la transformée en ondelettes qui, en effet, arrive à concentrer la majeure partie de l'énergie du signal sur un nombre réduit de coefficients.

Nonobstant la réduction du flux de bits obtenue par le codage SPIHT qui exploite efficacement les relations entre les coefficients d'ondelettes dans les différentes sous-bandes, une réduction supplémentaire de ce flux a pu être réalisée grâce à l'application de la technique du bitmask. Ce nouvel étage de codage résulte en un gain de compression complémentaire de près de 18%.

### **Perspectives**

Comme perspective à une éventuelle continuation du travail de recherche que nous avons déjà entamé, nous suggérons la ligne de conduite suivante:

- Nous avons élaboré une méthode de compression de l'ECG très performante mais qui reste cependant non optimale, notamment en ce qui concerne l'étage de codage sans perte à base de SPECK opérant en temps réel.
- Dans cette optique, les algorithmes SPECK sans listes (Listless SPECK) se positionnent en favoris car ils offrent des avantages en matière de ressources mémoire requises. De plus, le train de bits généré par SPECK peut contenir une redondance exploitable qui pourrait déboucher sur une compression complémentaire.
- Il y a également lieu de se pencher sur les systèmes multicanaux car généralement les enregistreurs automatiques actuels délivrent des signaux issus d'au moins trois dérivations voire douze pour l'ECG par exemple.
- S'agissant de la compression du signal PCG, la méthode du bitmask peut être améliorée par la construction d'un dictionnaire plus large avec des éléments de dimensions adéquates. Une telle perspective supposerait, en plus du processus de compression lui-même, une certaine maîtrise des techniques de conception des bases de données.
- Enfin et inévitablement il faudrait intégrer les progrès technologiques qui, pour certains, incorporent déjà en amont, au niveau des capteurs, des opérations de pré-traitements facilement exploitables au niveau des étages de compression. C'est le cas de la technique dite à acquisition comprimée (compressed sensing) qui facilite l'acquisition et la compression des données au niveau du capteur.

## Bibliographie

---

## Bibliographie

- [1] J., Malmviou & R., Plonsey, "Bioelectromagnetism: Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields". New York, Oxford University Press, 1995.
- [2] R. E. Klabunde, "Cardiovascular physiology concepts", 2nd edition. Lippincott Williams & Wilkins, 2011.
- [3] K. A. Booth, P. Deitos & T. O'Brien, "Electrocardiography For Health Care Personnel", 2nd edition McGraw-Hill, 2008.
- [4] M. Romano, "Text Atlas of Practical Electrocardiography A Basic Guide to ECG Interpretation", Springer, 2009.
- [5] F. H. Martini, M. J. Timmons & R. B. Tallitsch, "human anatomy", 8 edition, Pearson Benjamin Cummings, 2012
- [6] S. Malcolm, M.D Thaler, "The Only EKG Book You'll Ever Need", Wolters Kluwer, 2015.
- [7] P. A., Iaizzo, "Handbook of cardiac anatomy, physiology, and devices". Berlin: Springer.2009.
- [8] Austin Peay State University, "Membrane Potential", [online][http://www.apsubiology.org/anatomy/2010/2010\\_Exam\\_Reviews/Exam\\_3\\_Review/CH\\_11\\_Membrane\\_Potential.htm](http://www.apsubiology.org/anatomy/2010/2010_Exam_Reviews/Exam_3_Review/CH_11_Membrane_Potential.htm). [Consulté le 15/01/2016].
- [9] A. J. Camm, T. F. Lüscher and P. W. Serruys, "The ESC Textbook of Cardiovascular Medicine", Blackwell Publishing, 2006.
- [10] A. L. Goldberger, "Clinical Electrocardiography: A Simplified Approach", 7th Edition, Mosby, 2006.
- [11] The University of Nottingham, school of health sciences. Cardiology teaching package.[online][http://www.nottingham.ac.uk/nursing/practice/resources/cardiology/function/chest\\_leads.php](http://www.nottingham.ac.uk/nursing/practice/resources/cardiology/function/chest_leads.php). [Consulté le 10/10/2015].
- [12] A. Rowlands and A. Sargent, "The ECG Workbook", 3rd Edition, M&K Publishing, 2014.
- [13] A. Bayés de Luna, "Basic Electrocardiography Normal And Abnormal Ecg Patterns", Blackwell, 2007.

- [14] P. I. Aaronson, J. P. T. Ward and M. J. Connolly, "The Cardiovascular System at a Glance", 4th edition, Wiley-Blackwell, 2012.
- [15] ARK Medical center, cardiovascular & arrhythmia center, "Holter monitor", [online] <http://www.arkmedicalcenter.com/procedures/holter-monitor/>. [Consulté le 12/02/2016].
- [16] Rangaraj M. Rangayyan, "biomedical signal analysis". Second Edition, Wiley-IEEE Press, 2015.
- [17] Michael A Barnett, "Tricuspid Valve Anatomy", [online] <http://emedicine.medscape.com/article/1923232-overview#a1>, [consulté le 25/06/2016].
- [18] A. Djebbari, "Synthesis of time-frequency analysis methods applied to phonocardiogram signal". Thèse de doctorat de l'université de AbouBekr Belkaid, Tlemcen, spécialité Electronique, 2013.
- [19] Jessica Shank Coviello, "Auscultation Skills Breath & Heart Sounds". Fifth Edition, lippincott Williams & Wilkins, 2010.
- [20] American Heart Associatio, Auscultation of the Heart, Examination of the Heart Part4. [document PDF] disponible à partir de: [https://bibliomed.bib.uniud.it/links/documenti-software-e-altro-materiale-scientifico/auscultation\\_of\\_the\\_heart-book\\_4.pdf](https://bibliomed.bib.uniud.it/links/documenti-software-e-altro-materiale-scientifico/auscultation_of_the_heart-book_4.pdf).
- [21] A. Abbas and R. Bassam, "Phonocardiography Signal Processing (Synthesis Lectures on Biomedical Engineering)". San Rafael, CA: Morgan and Claypool Publishers, 2009.
- [22] P. K. Jain, A. K. Tiwari, "Heart monitoring systems-a review", *Computers in Biology and Medicine* 54(2014) 1-13.
- [23] D. Tchiotsop, "Modélisations polynomiales des signaux ECG. Applications à la compression", Thèse de Doctorat en Automatique et Traitement du Signal, Institut Polytechnique de Lorraine, 15 Novembre 2007.
- [24] M. Blanco-Velasco, F. Cruz-Roldán, J.I. Godino-Llorente, J. Blanco Velasco, et al., "On the use of PRD and CR parameters for ECG compression", *Medical Engg.& Physics*, Vol. 27, pp. 798-802, 2005.
- [25] Moody GB, Mark RG. "The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database". *IEEE Eng in Med and Biol* 20(3):45-50 (May-June 2001). (PMID: 11446209)
- [26] Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng C-K, Stanley HE. "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic

- Signals". *Circulation* **101** (23) : e215-e220 [Circulation Electronic Pages; <http://circ.ahajournals.org/cgi/content/full/101/23/e215>]; 2000 (June 13).
- [27] Yaniv Zigel, Arnon Cohen, and Amos Katz. "The weighted diagnostic distortion (wdd) measure for ecg signal compression". *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 47(11):1422:1430, 2000.
- [28] H. Lee, K.M. Buckley, "ECG data compression using cut and align beats approach and 2D transforms", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 46 (May (5)) (1999) 556–564.
- [29] A.R.A. Moghaddam, K. Nayebi, "A two dimensional wavelet packet approach or ECG compression", in: *Proceedings of International Symposium Signal Processing Applications*, Kuala Lumpur, Malaysia, 2001, August, pp. 226–229.
- [30] J.J. Wei, C.J. Chang, N.K. Chou, G.J. Jan, "ECG data compression using truncated singular value decomposition", *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.* 5 (December (4)) (2001) 290–299.
- [31] A. Bilgin, M.W. Marcellin, M.I. Altbach, "Compression of electrocardiogram signals using JPEG2000", *IEEE Trans. Consum. Electron.* 49 (November (4)) (2003)833–840.
- [32] H.H. Chou, Y.J. Chen, Y.C. Shiau, T.S. Kuo, "An effective and efficient compression algorithm for ECG signals with irregular periods", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 53(June (6)) (2006) 1198–1205.
- [33] B. Huang, Y. Wang, J. Chen, "2-D compression of ECG signals using ROI mask and conditional entropy coding", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 56 (4) (2009)1261–1263.
- [34] S.M.S. Jalaliddine, C.G. Hutchens, R.D. Strattan, W.A. Coberly, "ECG data compression techniques-a unified approach", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 37 (April(4)) (1990) 329–343.
- [35] C.M. Kortman, "Redundancy reduction-a practical method of data compression", *Proc. IEEE* 55 (March (3)) (1967) 253–263.
- [36] C.A. Andrews, J.M. Davies, G.R. Schwarz, "Adaptive data compression", *Proc. IEEE* 55 (March (3)) (1967) 267–277.
- [37] J.R. Cox, F.M. Nolle, H.A. Fozzard, G.C. Oliver, "AZTEC a preprocessing program for real-time ECG rhythm analysis", *IEEE Trans. Biomed. Eng. BME-15* (April)(1968) 128–129.
- [38] B. Furht, A. Perez, "An adaptive real-time ECG compression algorithm with variable threshold", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 35 (June (6)) (1988)489–494.

- [39] S.C. Vinod Kumar, V.K. Saxena, Giri, Dilbag Singh, "Improved modified AZTEC technique for ECG data compression: effect of length of parabolic filter on reconstructed signal", *Comput. Elect. Eng.* 31 (June–July (4–5)) (2005)334–344.
- [40] W.C. Mueller, "Arrhythmia detection program for an ambulatory ECG monitor", *Biomed. Sci. Instrum.* 14 (1978) 81–85.
- [41] J.P. Abenstein, W.J. Tompkins, "A new data reduction algorithm for real time ECG analysis", *IEEE Trans. Biomed. Eng. BME-29* (January (1)) (1982) 43–48.
- [42] D.A. Dipersio and R.C.Barr. "Evaluation of the fan method of adaptive sampling on human electrocardiograms". *Medical and Biological Engineering and Computing*, pages 401-410, September 1985.
- [43] M. Ishijimia, S-B.Shin, G.H. Hostetter and J.Sklansky"Scan-Along Polygonal Approximation Data Compressing of Electrocardiograms", *IEEE Trans. Biomed. Eng. Vol BME-30, NO 11 Nov.1983 pp. 723-729.*
- [44] R. C. Barr, S. M. Blanchard, and D. A. Dipersio, "SAPA-2 is the Fan", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. BME-32, 1985, p. 337.
- [45] N. AHMED, P. J. MILNE, S. G. HARRIS, "Electrocardiographic Data Compression Via Orthogonal Transforms", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. BME-22, n° 6, November 1975, pp. 484-487.
- [46] R.L. Lux, "Karhunen-loeve representation of ECG data", *J. Electrocardiol.*, 25 Suppl., (1992) 195–198.
- [47] S. Olmos, J. García, R. Jané, P. Laguna, "ECG signal compression plus noise filtering with truncated orthogonal expansions", *Signal Process.* 79 (November (1)) (1999) 97–115.
- [48] T. Blanchett, G.C. Kember, G.A. Fenton, "KLT-based quality controlled compression of single-lead ECG", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 45 (July (7)) (1998)942–945.
- [49] Y. Nagasaka, A. Iwata. "Data compression of long time ECG recording using BP and PCA neural networks", *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, Vol.E76-D, N°.12, pp.1434-1442, Dec., 1993.
- [50] D. J. Hamilton, J. McQueen, and W. A. Sandham, "Improved PCA-based electrocardiogram data compression using variable-length asymmetric beat vectors", *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, vol. 6, no. 4, pp. 194–202, 1999.
- [51] W.S. Kuklinski, "Fast Walsh transform data-compression algorithm: ECG applications", *Med. Biol. Eng. Comput.* 21 (1983) 465–472.

- [52] G.P. Frangakis, G. Papakonstantinou, S.G. Tzafestas, "A fast Walsh transform-based data compression multi-microprocessor system: application to ECG signals", *Math. Comput.Simul.* 27 (October (5–6)) (1985) 491–502.
- [53] E. Berti, F. Chiaraluce, N.E. Evans, J.J. McKee, "Double logarithmic quantization of the Walsh spectrum: application to real ECGs", *IET Electron. Lett.* 33 (August(18)) (1997) 1513–1515.
- [54] B.R.S. Reddy, I.S.N. Murthy, "ECG Data Compression Using Fourier Descriptors", *IEEE Trans. Biomed. Eng. BME-33* (April (4)) (1986) 428–434.
- [55] H.A.M. Al-Nashash, "ECG data compression using adaptive Fourier coefficients estimation", *Med. Eng. Phys.* 16 (January (1)) (1994) 62–66.
- [56] D. Sadhukhan, S. Pal, M. Mitra. "Electrocardiogram data compression using adaptive bit encoding of the discrete Fourier transforms coefficients". *IET Science, Measurement & Technology*. Volume 9, Issue 7, October 2015, p. 866 – 874
- [57] V. A. Allen, J. Belina, "ECG data compression using the discrete cosine transform (dct)", In *Computers in Cardiology*, Durham, NC, 1992, October, pp. 687–690.
- [58] B. Madhukar, I.S.N. Murthy, "ECG data compression by modeling", *Comput. Biomed. Res.* 26 (June (3)) (1993) 310–317.
- [59] L.V. Batista, E.U. Kurt Melcher, L.C. Carvalho, "Compression of ECG signals by optimized quantization of discrete cosine transform coefficients", *Med. Eng. Phys.* 23 (March (2)) (2001) 127–134.
- [60] R. Benzid, A. Messaoudi, A. Boussaad, "Constrained ECG compression algorithm using the block-based discrete cosine transform", *Digit. Signal Process.* 18 (January (1)) (2008) 56–64.
- [61] W. Philips, G. De Jonghe, "Data compression of ECG's by high-degree polynomial approximation", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 39 (April (4)) (1992) 330–337.
- [62] A. A. Colomer, "Adaptive ECG data compression using discrete Legendre transform", *Digit. Signal Process.* 7 (October (4)) (1997) 222–228.
- [63] R. JaneH, S. Olmos, P. Laguna, P. Caminal, "Adaptive Hermite models for ECG data compression: Performance and evaluation with automatic wave detection", in: *Proceedings of Computers in Cardiology*, IEEE Computer Society Press, Silver spring, MD, 1993, pp. 389-392.
- [64] A. Sandryhaila, S. Saba, M. Puschel, and J. Kovacevic, "Efficient compression of qrs complexes using hermite expansion", *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 60, pp. 947 –955, feb. 2012.

- [65] S. C. Tai, "Six-band sub-band coder on ECG waveforms", *Med. Biol. Eng. Comput.* 30 (1992) 187–192.
- [66] Husoy JH, Gjerde T. "Computationally efficient sub-band coding for ECG signals". *Medical Engineering and Physics* 1996; 18 (2):132–42 March.
- [67] Aase SO. "Filter bank design for subband compression of ECG signals". *Proceedings of NORSIG -95, Stavanger, Norway.* 1995.
- [68] M.B. Velasco, F.C. Roldán, F.L. Ferreras, A.B. Santos, D.M. Munoz, "A low computational complexity algorithm for ECG signal compression", *Med. Eng. Phys.* 26 (September (7)) (2004) 553–568.
- [69] M.Sabarimalai Manikandan and S. Dandapat, "Wavelet based electrocardiogram signal compression methods and their performances: A prospective review", *ELSEVIER Biomedical Signal Processing and Control*, vol 14, pp. 73-107, July 2014
- [70] R. Benzid, F. Marir, A. Boussaad, M. Benyoucef, D. Arar, "Fixed percentage of wavelet coefficients to be zeroed for ECG compression", *IET Electron. Lett.* 39(May (11)) (2003) 830–831.
- [71] J. Chen, S. Itoh, "A wavelet transform-based ECG compression method guaranteeing desired signal quality", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 45 (December (12))(1998) 1414–1419.
- [72] N. Krishnamurthy, E. Kresch, S. S. Rao, and Y. Kresh, "Adaptive wavelet packet decomposition for ECG data compression", in *Proc.17th Annu. Int. Conf. IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 1995, vol. 1, pp. 203–204.
- [73] N. Krishnamurthy, E. Kresch, S.S. Rao, Y. Kresh, "Constrained ECG compression using best adapted wavelet packet bases", *IEEE Signal Process. Lett.* 3 (October (10))(1996) 273–275.
- [74] B.A. Rajoub, "An efficient coding algorithm for the compression of ECG signals using the wavelet transform", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 49 (April (4)) (2002) 355–362.
- [75] M.B. Velasco, F.C. Roldan, J.I.G. Llorente, K.E. Barner, "Wavelet packets feasibility study for the design of an ECG compressor", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 54(April (4)) (2007) 766–769.
- [76] M.L. Hilton, "Wavelet and wavelet packet compression of electrocardiograms", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 44 (May (5)) (1997) 394–402.
- [77] G. Tohumoglu, K.E. Sezgin, "ECG signal compression by multi-iteration EZW coding for different wavelets and thresholds", *Comput. Biol. Med.* 37 (February(2)) (2007) 173–182.

- [78] Z. Lu, D.Y. Kim, W.A. Pearlman, "Wavelet compression of ECG signals by the set partitioning in hierarchical trees algorithm", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 47(July (7)) (2000) 849–856.
- [79] S.-G. Miaou, C.-L. Lin, "A quality-on-demand algorithm for wavelet-based compression of electrocardiogram signals", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 49 (March (3)) (2002) 233–239.
- [80] A. Alesanco, J. Garcia, "A simple method for guaranteeing ECG quality in real-time wavelet lossy coding", *EURASIP J. Adv. Signal Process.* (2007), Article ID93195, 9 pp.
- [81] K. Anant, F. Dowla, and G. Rodrigue, "Vector quantization of ECG wavelet coefficients", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 43, no. 1, pp.60–68, Jan. 1996.
- [82] S.-G. Miaou, H.-L.Yen, "Quality driven gold washing adaptive vector quantization and its application to ECG data compression", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*47 (February (2)) (2000) 209–218.
- [83] A.G. Ramakrishnan, S. Saha, "ECG coding by wavelet-based linear prediction", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 44 (December (12)) (1997) 1253–1261.
- [84] S.M. Ahmeda, M. Abo-Zahhad, "A new hybrid algorithm for ECG signal compression based on the wavelet transformation of the linearly predicted error", *Med. Eng. Phys.* 23 (March (2)) (2001) 117–126.
- [85] H. Mamaghanian, N. Khaled, D. Atienza, and P. Vandergheynst. "Compressed sensing for real-time energy-efficient ECG compression on wireless body sensor nodes". *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 58(9) :2456-2466, 2011.
- [86] Anna MR Dixon, Emily G Allstot, Daibashish Gangopadhyay, and David J Allstot. "Compressed sensing system considerations for ecg and emg wireless biosensors". *Biomedical Circuits and Systems*, *IEEE Transactions on*, 6(2):156-166, 2012.
- [87] F. ZOU, R. R. GALLAGHER, "ECG Data Compression with Wavelet and Discrete Cosine Transforms", *ISA*, 1994 – paper #94-084, pp. 57-62.
- [88] S.M. Ahmed, Q. Al-Zoubi, M. Abo-Zahhad, "A hybrid ECG compression algorithm based on singular value decomposition and discrete wavelet transform", *J. Med. Eng. Technol.* 31 (February (1)) (2007) 54–61.
- [89] M.C. Aydin, A.E. Cetin, H. Koymen, "ECG data compression by sub-band coding", *IET Electron. Lett.* 27 (February (4)) (1991) 359–360.

- [90] L. N. Sharma, S. Dandapat, A. Mahanta, "Multichannel ECG data compression based on multiscale principal component analysis", *IEEE Journal of Information Technology in Biomedicine* 16 (4) (2012) 730-736.
- [91] A. Singh, L.N. Sharma, S. Dandapat. "Multi-channel ECG data compression using compressed sensing in eigen space". *Computers in Biology and Medicine* Volume 73, 1 June 2016, Pages 24–37.
- [92] L. F. Polania, R. E. Carrillo, M. Blanco-Velasco and K. E. Barner, "Compressed sensing based method for ECG compression", in *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 761-764, 2011.
- [93] A. Mishra, Falgun Thakkar, Chintan Modi and Rahul Kher, "ECG signal compression using Compressive Sensing and wavelet transform", in *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 3404-3407, 2012.
- [94] A. Mishra, F. N. Thakkar, C. Modi and R. Kher, "Selecting the Most Favorable Wavelet for Compressing ECG Signals Using Compressive Sensing Approach", in *International Conference on Communication Systems and Network Technologies (CSNT)*, pp. 128-132, 2012.
- [95] A. Mishra, FalgunThakkar, ChintanModi and Rahul Kher, "Comparative Analysis of Wavelet Basis Functions for ECG Signal Compression through Compressive Sensing", *International Journal of Computer Science and Telecommunications*, vol. 3, p. 9, 2012.
- [96] H. Imai, N. Kimura, and Y. Yoshida, "An efficient encoding method for electrocardiography using Spline functions", *Syst. Comput. Japan*, vol. 16, no. 3, pp. 85-94, 1985.
- [97] T. S. Ibiyemi, "A novel data compression technique for electrocardiogram classification", *Eng. Med.*, vol. 15, no. 1, pp. 35-38, 1986.
- [98] O. Pahlm, P. O. Borjesson, and O., Werner, "Compact digital storage of ECG's", *Comput. Programs Biomed.*, vol. 9, pp. 293-300, 1979
- [99] G. Einarsson, "An improved implementation of predictive coding compression", *IEEE Trans. Commun.* 39 (February (2)) (1991) 169–171.
- [100] G. Nave, A. Cohen, "ECG compression using long-term prediction", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 40 (September (9)) (1993) 877–885.
- [101] A. Cohen, Y. Zigel, "Compression of multichannel ECG through multichannel long-term prediction", *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.* 17 (January/February (1))(1998) 109–115.

- [102] Y. Zigel, A. Cohen, A. Katz, "ECG signal compression using analysis by synthesis coding", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 47 (October (10)) (2000) 1308–1316.
- [103] Seong-Beom Cho, Young-Dong Lee, Do-Un Jeong, and Gi-Hyun Hwang. "Implementation of novel ECG compression algorithm using template matching". In *Computing and Convergence Technology (ICCCT), 2012 7th International Conference on*, pages 305-308. IEEE, 2012.
- [104] P.S. Hamilton, W.J. Tompkins, "Compression of the ambulatory ECG by average beat subtraction and residual differencing", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 38 (March (3)) (1991) 253–259.
- [105] C. Paggetti, M. Lusini, M. Varanini, A. Taddei, C. Marchesi, "A multichannel template based data compression algorithm", in: *Computer in Cardiology*, Bethesda, MD, 1994, pp. 629–632.
- [106] Wen-Shiung Chena, Lili Hsiehb, Shang-Yuan Yuana, "High performance data compression method with pattern matching for biomedical ECG and arterial pulse waveforms", *Comput. Methods Programs Biomed.* 74 (April (01)) (2004)11–27.
- [107] C. P. Mammen and B. Ramamurthi, "Vector quantization for compression of multichannel ECG", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 37, pp.821–825, Sept. 1990.
- [108] A. Cohen, P.M. Poluta, R. Scott-Millar, "Compression of ECG signals using vector quantization", in: *Proceedings of IEEE-90 S. A. Symposium Communications and Signal Processing, COMSIG-90, Johannesburg, South Africa, 1990*, pp. 45–54.
- [109] C. C. Sun, S. C. Tai, "Beat-based ECG compression using gain-shape vector quantization", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 52 (November (11)) (2005)1882–1888.
- [110] A. G. Ramakrishnan, S. Saha, "ECG compression by multirate processing of beats", *Comput. Biomed. Res.* 29 (October (5)) (1996) 407–409.
- [111] W. Baohua and Y. Guoxin, "Compression of ECG data by vector quantization", *IEEE Eng. Med. Biology Mag.*, vol. 16, no. 4, pp. 23–26, 1997.
- [112] J. Cardenas-Barrera and J. Lorenzo-Ginori, "Mean-shape vector quantization for ECG signal compression", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol.46, pp. 62–70, Jan. 1999.
- [113] A. Iwata, Y. Nagasaka, and N. Suzumura, "Data compression of the ECG using neural network for digital Holter monitor", *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, pp. 53–57, Sept. 1990.
- [114] Y. Nagasaka and A. Iwata, "Data compression of long time ECG recording using BP and PCA neural networks", *Trans. Inst. Electron., Inform. Commun. Eng.*, vol. E76-D, no. 12, pp. 1434–1442, 1990.

- [115] Yong Zhao, Boxiang Wang, Wei Zhao, Lida Dong, "Applying incompletely connected feedforward neural network to ambulatory ECG data compression", *IET Electron. Lett.* 33 (January (3)) (1997) 220–221.
- [116] A. Chatterjee, A. Nait-Ali, P. Siarry, "An input-delay neural-network-based approach for piecewise ECG signal compression", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 52(May (5)) (2005) 945–947.
- [117] J. Martínez-Alajarín, R. Ruiz-Merino, "Wavelet and wavelet packet compression of phonocardiograms", *Electron. Lett.* 40(2004)1040–1041.
- [118] H. Tang , J. Zhang , J. Sun , T. Qiu, Y. Park, "Phonocardiogram signal compression using sound repetition and vector quantization", *Computers in Biology and Medicine*71(2016) 24–34.
- [119] J. Martínez-Alajarín, J. Garrigós-Guerrero, R. Ruiz-Merino, "Optimization of the Compression Parameters of a Phonocardiographic Telediagnosis System Using Genetic Algorithms". *Bio-inspired Modeling of Cognitive Tasks*, Springer, Berlin Heidelberg (2007),p.508–517.
- [120] F.J.Toledo-Moreo, A.Legaz-Cano, J.J.Martínez-Álvarez, J.Martínez-Alajarín, R. Ruiz-Merino. "Compression system for the phonocardiographic Signal", in: *Proceedings of International Conference on Field Programmable Logic and Applications*, 2007,pp.770–773.
- [121] J. Martínez-Alajarín, J.Martínez-Rosso, R.Ruiz-Merino, "Encoding technique for binary sequences using vector tree partitioning applied to compression of phonocardiographic signals", *Electron. Lett.* 44(2008)84–85.
- [122] N. Boukhenoufa, K.Benmahammed, R.Benzid, "Effective PCG signals compression technique using an enhanced 1-D EZW", *Int.J.Adv.Sci.Technol.*48 (2012)89–102.
- [123] W.Kao, W.Chen, C.Yu, C.Hong, S.Lin, "Portable real-time home care system design with digital camera platform", *IEEE Trans. Consum. Electron.*51(2005) 1035–1041.
- [124] J.-L.Ma, M.-B.Chen, M.-C.Dong, "High-fidelity data transmission of multivital signs for distributed e-health applications", in: *Proceedings of IEEE International Symposium on Bioelectronics and Bioinformatics*, Chung-Li, Taiwan, 2014.
- [125] M. S. Manikandan, K. P. Soman, S. Dandapat, "Quality-driven wavelet based PCG signal coding for wireless cardiac patient monitoring", in: *Proceedings of International Conference on Wireless Technologies for Humanitarian Relief*, 2011, pp.519–526.
- [126] Rao K and Yip P. "Discrete cosine transform algorithms advantages and applications". San Diego Academic Press 1990.

- [127] Yu J. "Advantages of uniform scalar dead-zone quantization in image coding system", International Conference on Communications, Circuits and Systems, ICCCAS 2004, vol 2 Issue 27-29 Page(s): 805 – 808.
- [128] E. Y. Lam and J. W. Goodman, "A mathematical analysis of the DCT coefficient distributions for images", IEEE Trans. Image Process., vol.9, no. 10, pp. 1661–66, Oct. 2000.
- [129] M. Sabarimalai Manikandan and S. Dandapat, "Wavelet threshold based ECG compression using USZZQ and Huffman coding of DSM", Biomedical Signal Processing and Control Volume 1, Issue 4, October 2006, Pages 261-270
- [130] Chen J, Wang F, Zhang Y and Shi X. ECG compression using uniform scalar dead-zone quantization and conditional entropy coding", Medical Engineering & Physics 2008; Volume 30 Issue 4 Pages 523-530.
- [131] J Chen, J Ma, Y Zhang, and X Shi. "Ecg compression based on wavelet transform and Golomb coding". Electronics Letters, 42(6): 322-324, 2006.
- [132] Amir Said. "Introduction to arithmetic coding - theory and practice". Chapitre dans le livre de Khalid Sayood, Lossless Compression Handbook. Academic Press, 2002. Chapitre aussi publié comme un rapport technique de HP : HPL-2004-76. URL: <http://www.hpl.hp.com/techreports/2004/HPL-2004-76.pdf>.
- [133] Benzid R, Marir F and Bouguechal N. "Quality controlled compression method using wavelet transform for electrocardiogram signals", International Journal of Biomedical Sciences vol. 1 no.1, 2006.
- [134] W. A. Pearlman, A. Islam, N. Nagaraj, and A. Said, "Efficient, low-complexity image coding with a set-partitioning embedded block coder", IEEE Trans. Circuits Systems Video Technology, vol. 14, pp. 1219–1235, Nov. 2004.
- [135] C. M. Brislawn, "Classification of symmetric wavelet transforms", Los Alamos National Laboratory, Los Alamos, NM, Tech. Rep., 1993.
- [136] A. Said and W.A Pearlman, "A new, fast, and efficient Image codec based on set partitioning in hierarchical trees", IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol., vol. 6, pp. 243-250, June 1996.
- [137] D. Salomon, "A Concise Introduction to Data Compression", 1st ed, Springer, 2008.
- [138] C. Lefurgy, P. Bird, I. Chen, and T. Mudge, "Improving code density using compression techniques", in Proc. Int. Symp. MICRO, 1997, pp. 194–203.
- [139] S. Liao, S. Devadas, and K. Keutzer, "Code density optimization for embedded DSP processors using data compression techniques", in Proc. Adv. Res. VLSI, 1995, pp. 393–399.

- [140] S. Seong and P. Mishra, "Bitmask-based code compression for embedded systems", IEEE TCAD, vol. 27(4), pp. 673–685, April 2008.
- [141] eGeneral Medical PCG database at <http://www.egeneralmedical.com>.
- [142] <http://www.dundee.ac.uk/medther/Cardiology>.
- [143] S.M. Debbal. "Computerized Heart Sounds Analysis, Discrete Wavelet Transforms", Biomedical Applications, Prof. Hannu Olkkonen (Ed.), 2011, ISBN: 978-953-307-654-6, In Tech, Available from:<http://www.intechopen.com/books/discrete-wavelet-transforms-biomedical-applications/computerized-heartsounds-analysis>.
- [144] N. Boukhenoufa, K. Benmahammed, M. A. Abdi and F. Djeflal, "Wavelet-based ECG signals compression using SPIHT technique and VKTP coder", International Conference on Signals, Circuits and Systems, SCS (2009) November 6-8; Medenine, Tunisia.