



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

Ecole Nationale Polytechnique
DER- Génie Electrique & Informatique
Département d'Electronique
Laboratoire Signal et Communication

Thèse

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

Présentée Par

Nacereddine BOUALI, Ingénieur d'Etat en Electronique

En vue d'obtenir le Diplôme de **Magister** en Electronique

Option: **Télécommunications**

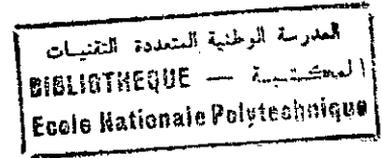
THEME

Compression du Signal Electrocardiographique

Soutenue le 20/06/1999 devant le Jury composé de :

Président:	Mr. A.FARAH.....	Professeur	ENP.
Rapporteurs:	Mr. D. Berkani.....	Professeur	ENP.
	Mr. R. Zergui.....	Chargé de cours	ENP.
Examineurs :	Mr. M. Mehenni.....	Maître de conférences	ENP.
	Mr. M. Haddadi.....	Maître de conférences	ENP.
	Mr. A. Belouchrani.....	Docteur d'Etat	ENP.

Avant propos



Ce travail a été effectué au laboratoire « Signal et Communications » du département d'électronique de l'Ecole Nationale Polytechnique (ENP) d'Alger. La thèse n'aurait jamais vu le jour sans la contribution de mes encadreurs, et de mes collègues, je les remercie pour l'environnement agréable dans lequel j'ai mené mes travaux.

Je ne saurais exprimer ma reconnaissance à Monsieur D. BERKANI Professeur à l'ENP et Monsieur R. ZERGUI Chargé de cours à l'ENP; pour avoir proposé et dirigé la présente étude... Qu'ils trouvent ici l'expression de mes plus vifs remerciements pour leur disponibilité, leurs conseils et pour la confiance qu'ils m'ont toujours témoignée.

Je suis sensible à l'honneur que me fait Monsieur le Professeur H. FARAH, d'avoir voulu juger mon travail et présider le jury. Je le prie d'accepter le témoignage de ma respectueuse reconnaissance.

Je suis très honoré de la présence de Mrs :Dr M.Mehenni, Dr M. Haddadi, Dr A. Belouchrani. Je les remercie d'avoir accordé un intérêt à mes travaux et accepté d'examiner cette thèse. Qu'ils trouvent ici le témoignage de mon profond respect.

Mes remerciements vont également à toute la famille de l'ENP, tout particulièrement: Mes enseignants et le personnel de la bibliothèque et du centre de documentation.

Enfin, il m'est agréable de remercier tous ceux qui ont contribué à ma formation de près ou de loin, depuis les premières lettres de l'alphabet Arabe.

Sommaire

Résumé	4
Introduction	5
Chapitre I: Electrocardiographie et Electrocardiographie	8
1. Electrocardiographie.....	8
2. Caractérisation du signal ECG.....	14
Conclusion.....	19
Chapitre II: Codage de la forme d'onde	20
1. Notions fondamentales.....	21
2. Techniques de compression.....	24
3. Modèle d'un système de compression de données.....	37
4. Critères de performances.....	37
Conclusion.....	39
Chapitre III: Techniques de compression	40
1. Méthode des splines.....	41
2. Méthode prédictive.....	45
3. Méthode de la transformée DCT.....	47
4. Méthode des ondelettes.....	49
Conclusion.....	55
Chapitre IV: Résultats et Discussion	56
1. Resultats.....	57
2. Discussion.....	68
Conclusion	70
Références Bibliographiques	73

ملخص :

التقنيات المستعملة في تقليص الاشارات تنقسم الى ثلاثة اقسام اساسية: طرق مباشرة، طرق باستعمال التخويلات، و طرق بواسطة استخراج المعاملات. عملنا هذا يتمثل في دراسته مقارنة لاربع طرق للتقليص مطبقه على اشارة نبض القلب: طريقه السبلان التكعيبي، طريقه التنبؤ طويل المدى، طريقه التحويل الجيبي و طريقه الموجات. هذه الطرق جربت باستعمال اشارات حقيقية، وقومت باستعمال مقاييس موضوعيه و ذاتيه.

نتائج التمثيل تبين ان طريقة السبلان التكعيبي تعطي احسن النتائج، والطرق الاخرى يمكن ان تعطي نتائج احسن في بعض الحالات الخاصة. طريقة التحويل الجيبي تعطي نتائج احسن في حالة الإشارة المشوشة .

كلمات مفتاحية : إشارة نبض القلب ، تقليص ، السبلان ، التنبؤ طويل المدى ، التحويل الجيبي، الموجات .

Résumé

Les techniques de compression des signaux peuvent se subdiviser en trois groupes principaux: les méthodes directes, les méthodes par transformées , et les méthodes par extraction de paramètres. Notre travail consiste en une étude comparative de quatre techniques de compression de types différents appliquées au signal électrocardiographique (ECG) : la méthode des splines, la méthode de prédiction à long terme, la méthode de la DCT , et la méthode des ondelettes. Ces méthodes sont testées en utilisant des signaux réels issus de la base de données disponible au laboratoire, et évaluées en utilisant des critères objectifs (le rapport de compression , et la distance Euclidienne entre le signal original et le signal reconstruit) et le critère subjectif de la vision. Les résultats des tests montrent que la méthode des splines offre de bonnes performances objectives et subjectives au pris d'une puissance de calcul autant plus élevée que le rapport de compression est important. Les autres méthodes ne sont plus à exclure; la méthode de la DCT et la méthode des ondelettes présentent de très bon résultats pour les signaux ECG bruités.

Mots clés: Signal ECG, Compression, Splines, Prédiction à long terme, DCT, Ondelettes.

Abstract

Signal compression techniques can be divided into three main groups: direct methods, transform methods, and parameter extraction methods. In this work four compression techniques are considered, namely : Splines' method, Long term prediction method, DCT method , and wavelets' method. These methods are tested using real electrocardiographic signals issue from in-laboratory data base, and evaluated by two objective criterions (compression ratio and percent root mean square distance) and the subjective criterion of vision. Simulation results prove that splines' method gives good performances. Other techniques are not to exclude. DCT method and wavelet method presents the best results for the case of noisy signals.

Key words: ECG signal, Compression, Splines, Long term prediction, DCT, Wavelets.

Introduction

L'électrocardiographie, qui est la perception de l'activité électrique du cœur, est sans doute une technique de diagnostic répandue. Les premiers enregistreurs électrocardiographiques se servent essentiellement d'un galvanomètre, l'inertie considérable de ces instruments donnait des traces déformées. Pendant des dizaines d'années, l'électrocardiographie s'est développée considérablement.

Le développement de la recherche en matière de cardiologie et électrocardiographie a conduit à l'apparition des stimulateurs cardiaques, qu'on appelle «pacemaker». C'est un système électronique actif qui se substitue au circuit propre du cœur du patient pour régler le rythme cardiaque. Actuellement, le «pace-maker» est capable de dialoguer avec l'extérieur après implémentation. Il est ainsi possible de modifier de nombreux paramètres de l'appareil et de fournir des informations utiles au médecin.

Les tests de performances des équipements medico-électroniques dans lesquels le signal d'entrée est un électrocardiogramme représentent l'étape la plus importante avant l'implantation finale. Ces tests sont conduits au moyen d'un signal E.C.G. simulé. Les opérations d'étalonnage et de maintenance de ces appareils requièrent également la

disponibilité d'un tel signal. Même dans l'enseignement de base en cardiologie, la démonstration collective en classe des tracés électrocardiographiques et des arythmies cardiaques, au moyen d'un simulateur, pourrait rendre plus intéressant l'apprentissage et faciliter la compréhension immédiate des principes fondamentaux. On voit donc l'utilité de la disponibilité des tracés électrocardiographiques simulés dans la formation que l'on pourrait considérer comme un apport pédagogique considérable.

Les applications de l'instrumentation médicale en cardiologie nécessitent des méthodes de traitement et des algorithmes de calcul de plus en plus efficaces, ceci nécessite de plus en plus une représentation compacte de l'électrocardiogramme. L'utilité de la compression de ce signal est évidente dans deux aspects qui sont le stockage à long terme et la transmission à travers les réseaux de communication.

Les premières solutions apportées pour la compression du signal ECG consiste en l'utilisation de méthodes heuristiques agissant directement dans le domaine temps, citons par exemple l'algorithme AZTEC par Cox et al. (1968) et CORTES par Abneshtein et Tompkins (1982). Beaucoup de travaux récents ont essayé d'améliorer ces algorithmes tel que SAPA par Ishijima (1983) et FAN par Barr (1985). L'idée de base de toutes ces méthodes est de représenter ce signal par un ensemble de segments consécutifs, ceci est accompli en sélectionnant un ensemble d'échantillons significatifs dans la phase de compression, la reconstruction est faite en réalisant l'interpolation entre ces échantillons.

Le but d'une technique de compression est d'achever une réduction maximale du signal avec la préservation des caractéristiques significatives de ce dernier après reconstruction. En pratique un processus de compression consiste à éliminer la redondance, Shannon a défini la redondance comme étant la portion du signal qui ; si elle manque, le signal reste essentiellement complet ou peut être reconstruit.

Les techniques de compression peuvent être classées en trois groupes : les méthodes directes, les méthodes par transformées et, les méthodes par extraction de paramètres. Avec les méthodes directes on agit directement sur les échantillons du signal, ce qui est le cas pour la plupart des méthodes classiques telles que les méthodes prédictives et interpolatives. Les méthodes par transformées consistent à appliquer une transformée orthogonale sur un bloc d'échantillons du signal et le traitement est effectué sur la nouvelle séquence résultant de la transformée. Dans le cas des méthodes par extraction de paramètres un préprocesseur est utilisé pour extraire certaines caractéristiques du signal qui vont être utilisées ultérieurement pour la reconstruction du signal.

Dans ce travail, on présente quatre techniques de compression, et on les applique sur le signal ECG. La plupart de ces méthodes sont développées dans des travaux originaux appliqués sur l'image et/ou la parole et ont trouvé un succès considérable. On compare également les performances de ces techniques pour l'application particulière du signal ECG.

Dans le premier chapitre, nous présentons des notions fondamentales de l'électrocardiographie pour arriver à extraire le signal ECG, et définir la terminologie liée à ce dernier. Une fois la morphologie de ce signal est définie, nous entamons les problèmes liés au traitement de ce signal, à savoir la classification et le calcul des statistiques. Le deuxième chapitre est consacré à la théorie de la compression ; une définition de la compression est donnée, ainsi que les différents types de techniques qui existent et les particularités de chacune d'elle, sans oublier de présenter les critères d'évaluation de ces dernières.

Le troisième chapitre est une présentation de quelques techniques de compression choisies pour être développées dans notre travail, avec plus de détails relevant de l'aspect pratique et les problèmes d'implémentation, les organigrammes de ces algorithmes sont également dressés.

Enfin, le quatrième chapitre est réservé pour la présentation des résultats des tests effectués sur les différentes techniques en utilisant la base de données disponible au laboratoire. Une comparaison des performances de ces techniques pour notre application est également établie.

Chapitre: I

Electrocardiographie et Electrocardiogramme

L'électrocardiogramme en abrégé (E.C.G.) est l'enregistrement des potentiels électriques émis par le coeur lors de sa contraction et décontraction, le processus d'enregistrement est dit: électrocardiographie. Dans la première partie de ce chapitre, nous présentons les principes fondamentaux de l'électrocardiographie, les techniques d'enregistrement, ainsi que la terminologie liée à ce signal.

Dans la deuxième partie du chapitre nous présentons les différentes manières nous permettant la caractérisation du signal ECG. La version "temps-amplitude" qui est la plus simple n'est pas la seule pour présenter ce signal. L'histogramme, la fonction d'autocorrélation, la densité spectrale de puissance ainsi que la représentation temps fréquence; sont également présentés.

1. Electrocardiographie

1.1. Le cœur

Organe musculaire creux recevant le sang par les veines et le propulsant dans les artères, assurant ainsi la circulation. Le cœur humain a approximativement la taille d'un poing fermé. Il se trouve derrière la partie inférieure du sternum, à gauche de la ligne médiane. Il présente une forme vaguement conique, la base étant orientée vers le haut et vers la droite, légèrement inclinée vers l'arrière!; le sommet touche la paroi thoracique entre la cinquième et la sixième côte. Le cœur est maintenu en place principalement par ses connexions aux grandes artères et veines, et par son confinement dans le péricarde, un sac à double paroi dont l'une enveloppe le cœur et l'autre est rattachée au sternum, au diaphragme et aux membranes du thorax. Le cœur humain comprend deux systèmes parallèles, composé chacun d'une oreillette et d'un ventricule. En raison de leur position anatomique, ces systèmes sont souvent désignés par cœur droit et cœur gauche.

La fréquence cardiaque est contrôlée par le système nerveux autonome ; Les influx nerveux, contrôlant la rythmicité de base, sont générés par une structure nerveuse spécifique, le nœud sino-auriculaire ou nœud sinusal de Keith et Flack, situé dans l'oreillette droite près de la veine cave supérieure. Les influx sont propagés le long d'un faisceau de fibres, appelé faisceau de His ou faisceau sino-auriculaire, qui, après un relais au nœud auriculo-ventriculaire, se divise en deux faisceaux, un pour chaque ventricule. Par ces fibres spécifiques, l'influx nerveux stimule la contraction des fibres du muscle cardiaque à une cadence rapide et selon une séquence fixe.

1.2 Eléments de physiologie

Une cellule musculaire au repos est polarisée i.e. de part et d'autre de la membrane cellulaire existent des charges électriques. La face interne contient des ions négatifs, et la face externe contient des ions positifs (Fig. I.1).

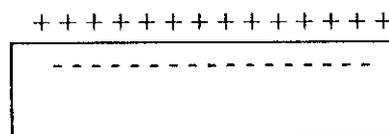


Fig.(I.1) Cellule musculaire en équilibre électrostatique (au repos).

L'excitation de la cellule musculaire par un stimulus quelconque détermine l'apparition d'une activité électrique et mécanique. Sous l'effet de la stimulation, la surface cellulaire se dépolarise, ce qui donne lieu à un courant électrique qui détermine la contraction de la cellule.

Ce courant électrique est composé d'une succession de dipôles qui parcourent la longueur de la cellule. Celle-ci, une fois *dépolarisée*, récupère progressivement sa charge électrique positive initiale: c'est la *repolarisation* (la fin de cette repolarisation correspond à la fin de la contraction cellulaire) (Fig. 2).

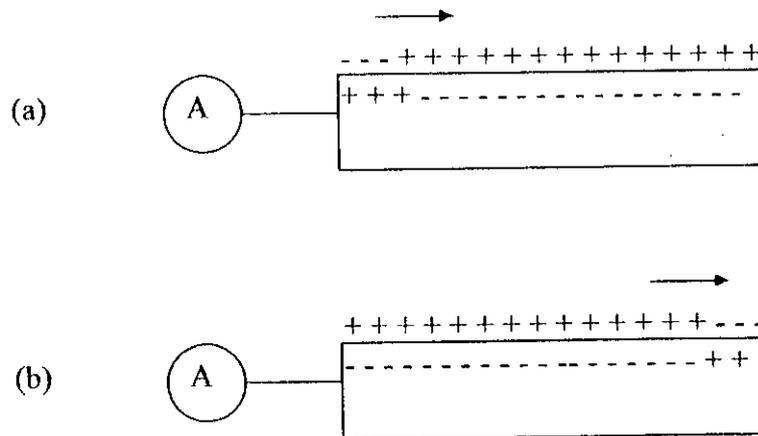


Fig. (I.2) (a) *dépolarisation*, et (b) *repolarisation*.

Au point d'application du stimulus (A), les charges électriques s'inversent, alors que la région voisine est électropositive, d'où la production d'un faible courant électrique. L'excitation se propage de proche en proche jusqu'à l'extrémité de la cellule. Lorsque les charges négatives envahissent toute la surface de la cellule, on dit qu'elle est *dépolarisée*. La *dépolarisation* est un phénomène rapide qui dure moins de 1 milli seconde.

La *repolarisation* suit aussitôt la *dépolarisation*, les charges électropositives réapparaissent en premier au point d'application du stimulus et se propagent de proche en proche, le long de la cellule. La fin de la *repolarisation* indique le retour de la cellule à l'état de repos. La *repolarisation* est plus lente que la *dépolarisation* [1].

1.3. Principes de l'électrocardiographie

- Le *coeur* dans son entier est constitué d'une infinité de cellules myocardique élémentaire. On admet par l'expérimentation que le *coeur* soit assimilé à une cellule musculaire unique à condition que les électrodes d'enregistrement soient suffisamment éloignées
- L'enregistrement des variations de potentiel peut se faire à distance, le corps étant considéré comme un conducteur homogène et isotropique [1].

Selon où les électrodes exploratrices sont situées, on distingue trois types de dérivations [2]:

a) *Les dérivations bipolaires (standards)*: Einthoven en 1903 a proposé des points d'application des électrodes sur les membres: bras droit, bras gauche, et, jambe gauche. Ce qui a donné Fig.(I.3) :

- Dérivation D1 : bras gauche(+) et bras droit(-).
- Dérivation D2 : jambe gauche(+) et bras droit(-).
- Dérivation D3 : jambe gauche(+) et bras gauche(-).

b) *Les dérivations unipolaires*: comprennent une électrode(+) exploratrice, et enregistre les variations de potentiel qui lui font face, et une électrode indifférente (dite négative) où le potentiel est toujours égal à zéro. Ces dérivations unipolaires utilisent comme électrodes exploratrices l'électrode mise sur le bras droit, celle mise sur le bras gauche, et celle mise sur la jambe gauche. Ces dérivations sont respectivement appelées VR (vector of right arm), VL (vector of left arm), et VF (vector of foot) Fig. 4.

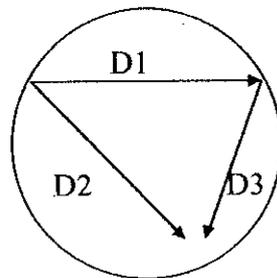


Fig. (I.3) Dérivations standards (bipolaires).

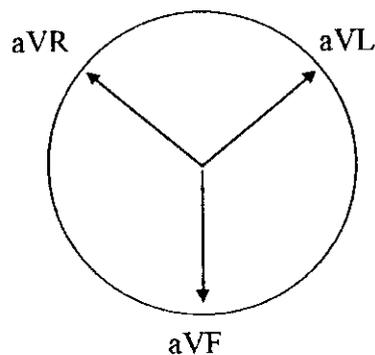


Fig. (I.4) Dérivations unipolaires.

c) *Dérivations unipolaires précordiales*: l'électrode exploratrice est placée sur le précordium à des points définis selon des repères squelettique conventionnelle. Habituellement, il existe six dérivations Fig. (I.5):

- V1 : près du bord du sternum.
- V2 : près du bord de sternum.
- V4 : sur la ligne medio-calviculaire.
- V3 : sur le milieu de la ligne qui unit V2 et V4.

- V5 : sur la ligne axillaire antérieur gauche.
- V6 : sur la ligne axillaire moyenne gauche.

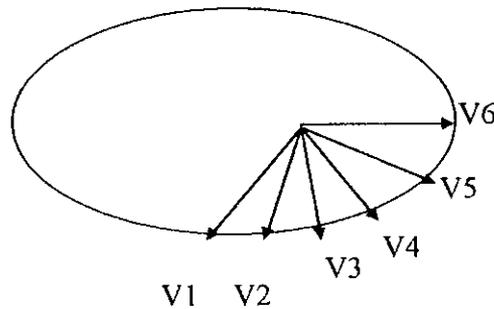


Fig. (I.5) Dérivations précordiales et leurs axes (coupe horizontale du thorax).

1.4. Techniques de mesure et enregistrement du signal ECG

L'électrocardiographe est l'appareil qui sert à enregistrer l'activité électrique du cœur par l'intermédiaire des électrodes exploratrices Fig. (I.6).

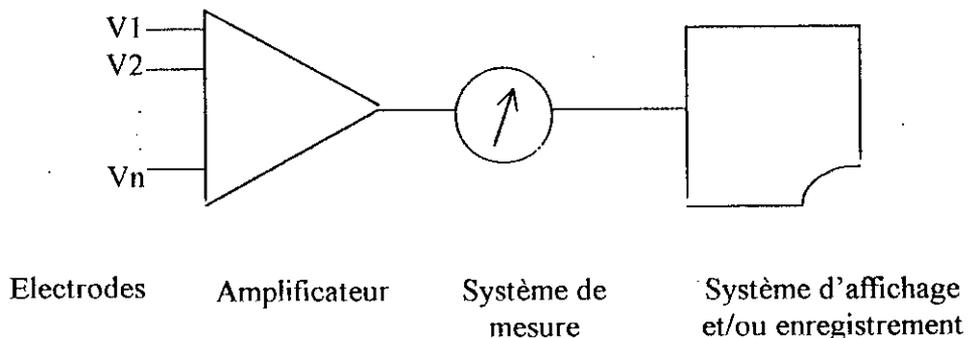


Fig. (I.6) Schéma bloc d'un électrocardiographe.

Les électrodes sont appliquées sur la peau habituellement enduite préalablement d'une pâte conductrice. Le patient doit être couché sur le dos et en résolution musculaire complète, i.e. dans une position confortable et protégé du froid. Le tracé enregistré peut être défectueux pour plusieurs raisons [2]:

- a) *Ondulations de la ligne de base*: ont plusieurs causes possibles:
- Electrodes appliquées d'une manière très lâche et les mouvements respiratoires font varier la pression d'application des électrodes.
 - Traction exercée sur l'électrode par le fil du câble.
 - Oscillation de la tension du secteur.
 - Mouvement inopiné du patient.

b) *Parasitage de l'électrocardiogramme*: reconnaît trois causes principales:

- Tremblement musculaire.
- Interférence du courant alternatif.
- Mauvais contact fil-électrode.

1.5. L'électrocardiogramme normal

L'électrocardiogramme enregistre successivement la dépolarisation et la repolarisation qui correspondent à la contraction auriculaire, puis la dépolarisation et la repolarisation qui correspondent à la contraction ventriculaire. Ces phénomènes sont suivis d'un repos électrique qui correspond à la ligne iso-électrique Fig. (I.7).

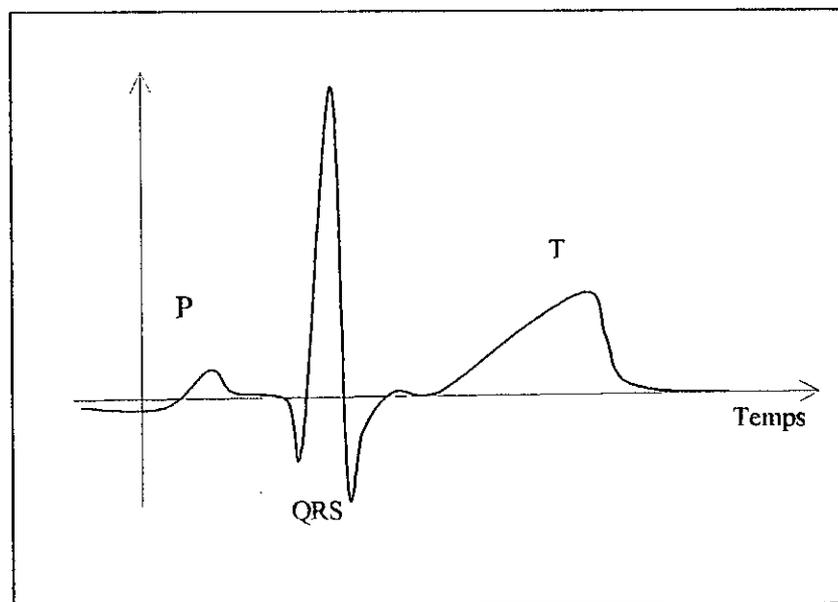


Fig. (I.7) *Electrocardiogramme normal.*

Les déflexion et les intervalles dans ce signal ont une terminologie précise [2] [3]:

- Onde P : déflexion correspondant à la dépolarisation des oreillettes droite et gauche.
- Onde Ta : déflexion correspondant à la repolarisation des oreillettes, habituellement non visible.
- Complexe QRS : ensemble des déflexion correspondant à la dépolarisation des ventricules.
- Point J : correspond à la fin de la dépolarisation ventriculaire.
- onde T : déflexion correspondant à la repolarisation ventriculaire.

2. Caractérisation du signal ECG

2.1. Version temps-amplitude

C'est la description la plus simple de toute forme d'onde Fig. (I.8).

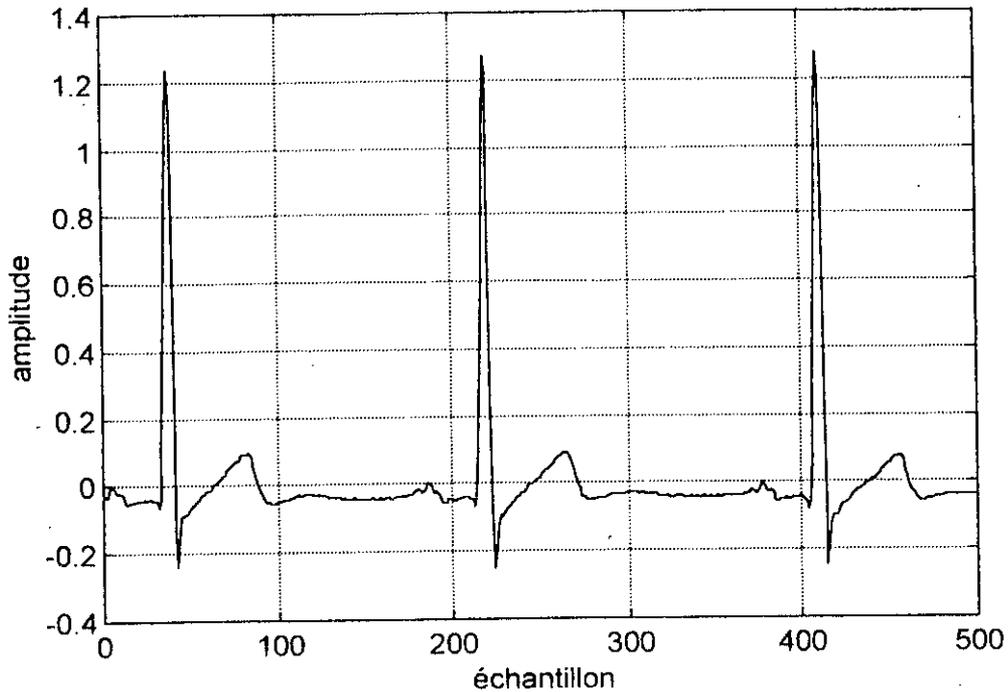


Fig. (I.8) Version temps-amplitude du signal ECG ;
(Fréquence d'échantillonnage 200Hz).

Le signal ECG est caractérisé par une pseudo-périodicité de 0.9 sec environ. Chaque pseudo période peut être subdivisée en deux types d'intervalles Fig. (I.8) : Intervalle de variation lente (lignes iso-électriques et ondes P et T), et intervalle de variation rapide (complexes QRS).

2.2. L'histogramme

Une autre description simple mais *non complète* donne pour chaque niveau d'amplitude la fréquence d'apparition dans le signal Fig. (I.9). Ceci se traduit par la fonction $P(x)$ définie par:

$$P(x = x_i) = \frac{n_i}{n} ; i=1,2,\dots,N \quad (I.1)$$

où:

n_i : étant le nombre d'échantillons dont l'amplitude est égale à x_i .

n : étant le nombre total d'échantillons du signal.

N : étant le nombre de niveaux de quantification du signal.

On peut démontrer que:

$$\sum_{i=1}^N P(x_i) = 1 \quad (I.2)$$

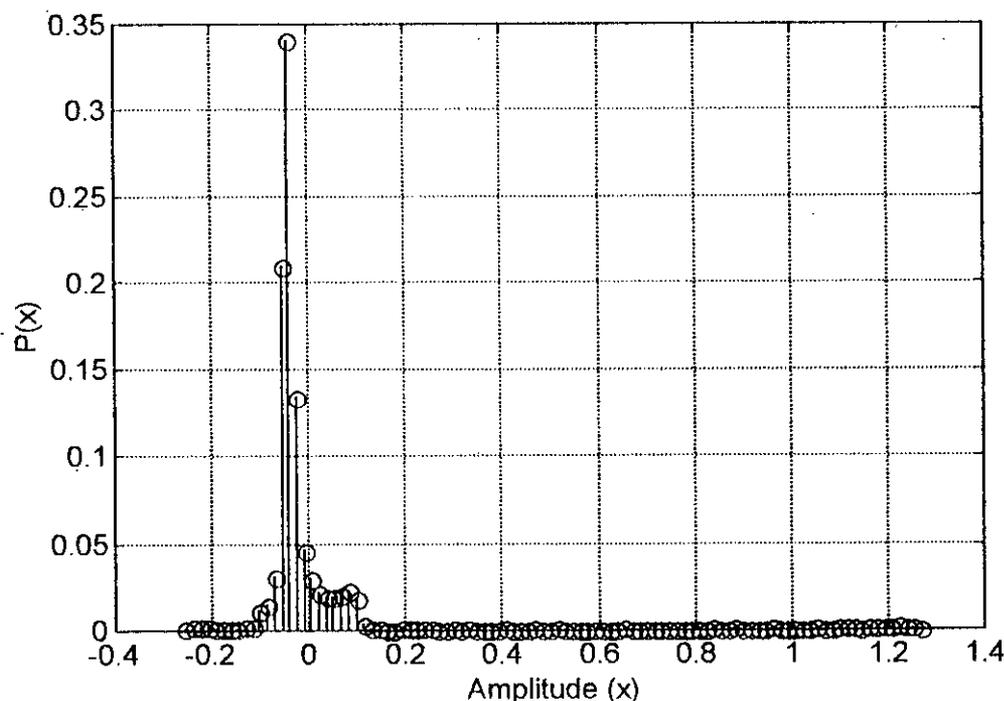


Fig. (1. 9) Histogramme du signal ECG.

L'histogramme nous permet de voir les niveaux les plus répandus dans le signal. On peut également estimer la fonction de distribution de probabilité à partir de l'histogramme. Ce type de caractérisation est utile surtout pour le codage entropique.

2.3. Cyclostationnarité du signal ECG

Le signal ECG est aléatoire non stationnaire. Cependant il est caractérisé par une certaine pseudo périodicité sur laquelle on se base pour le classer parmi les signaux dits « Cyclostationnaire ».

Un processus $\{x[k]\}$; $k=0, 2, \dots, Np-1$ est dit cyclostationnaire (i.e. périodiquement stationnaire) si : ses statistiques sont invariantes à un décalage de l'origine par un multiple entier d'une constante N (N est dite: période). Un processus cyclostationnaire n'est pas stationnaire, mais le processus $\{x[k.N]\}$; $k=0, 2, \dots, [Np/N]-1$ est stationnaire; ce qui veut dire qu'il existe une certaine ressemblance entre les processus stationnaire et cyclostationnaire [4].

Cyclostationnarité au sens large: un processus est dit cyclostationnaire au sens large si les conditions suivantes sont satisfaites:

$$\mu[k + m.N] = \mu[k] \quad (1.3)$$

et,

$$R[k + m.N + 1, k + m.N] = R[k + 1, k] \quad (1.4)$$

où : $\mu[k] = E(x[k])$ est la moyenne du signal.

et $R[k_1, k_2] = E(x[k_1].x[k_2])$ est la fonction d'autocorrelation.

On remarque que la fonction d'autocorrelation d'un signal cyclostationnaire au sens large est périodique de période N.

$$R[k_1 + m.N, k_2 + m.N] = R[k_1, k_2] \quad (I.5)$$

2.4. Modèle stationnaire

Considérons le signal x_r défini par [4] [5]:

$$x_r[k] = x[k-\theta] \quad (I.6)$$

où ; θ est une variable aléatoire distribuée uniformément sur l'intervalle $[0, N]$. On peut démontrer que [4]:

- La moyenne m_r du signal x_r est donnée par :

$$m_r = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=1}^N \mu[k] \quad (I.7)$$

- La fonction d'autocorrelation R_r du signal x_r est donnée par :

$$R_r[m] = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=1}^N R[k, k+m] \quad (I.8)$$

Ce qui rend notre signal parfaitement stationnaire au sens large, et son étude ne diffère en rien de l'étude des autres signaux stationnaire d'origine. Le signal x_r est dit « processus à phase aléatoire ». Ce type de traitement est généralement utilisé par les analystes de systèmes, est approprié dans le cas où l'observation du signal n'est pas en synchronisme avec la structure du signal, et on aura une représentation d'ensemble qui ne donne pas une information sur la morphologie du signal [5].

2.4.1. Fonction d'autocorrelation du signal E.C.G. à phase aléatoire

C'est une fonction périodique, estimée par l'eq. (I.8), Fig. (I.10).

2.4.2. Densité spectrale de puissance

Il est bien connu pour un signal stationnaire, que la fonction d'autocorrélation et la densité spectrale sont liées par une transformation de Fourier [4]. La densité spectrale de puissance du signal E.C.G. n'est autre que les coefficients de la série de Fourier de la fonction d'autocorrélation Fig (I.11).

2.5. Représentation temps-fréquence [7]

L'analyse spectrale par la transformée de Fourier nous donne une information sur le contenu fréquentiel du signal, mais moyenné sur la durée d'observation, ceci est convenable pour les signaux stationnaires où la distribution du spectre est uniforme sur toute la durée disponible du signal. Pour les signaux non stationnaires, ceci est insuffisant pour traduire les variations du contenu fréquentiel au cours du temps, et on opte pour une approche plus générale qui combine les deux domaines (temporel et fréquentiel) pour développer une "analyse temps-fréquence".

2.5.1. STFT (Short time Fourier Transform)

Elle est définie par:

$$a_p[k] = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} w[k-l].x[l].\exp(-j.\frac{2.\pi}{N}.p.l) \quad (I.9)$$

p : est l'indice de fréquence.

k : est l'indice de temps.

w : est dite "fenêtre d'analyse".

C'est une transformée de Fourier à fenêtre glissante consiste en la transformée de fourier des segments du signal fenêtrés et centrés en chaque point du signal Fig. (I.12).

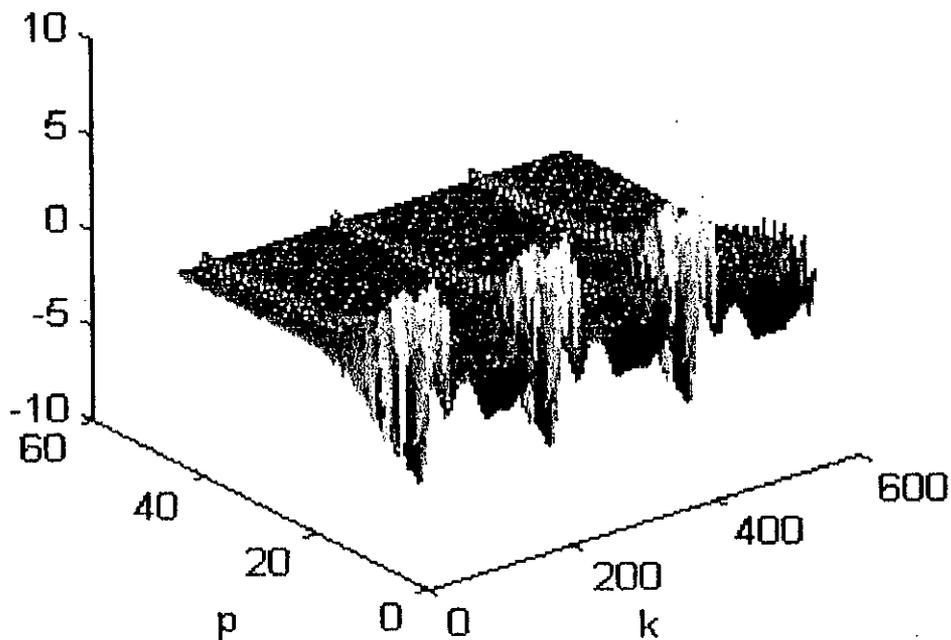


Fig. (I.12) Représentation en STFT du signal E.C.G. sur trois pseudo périodes.

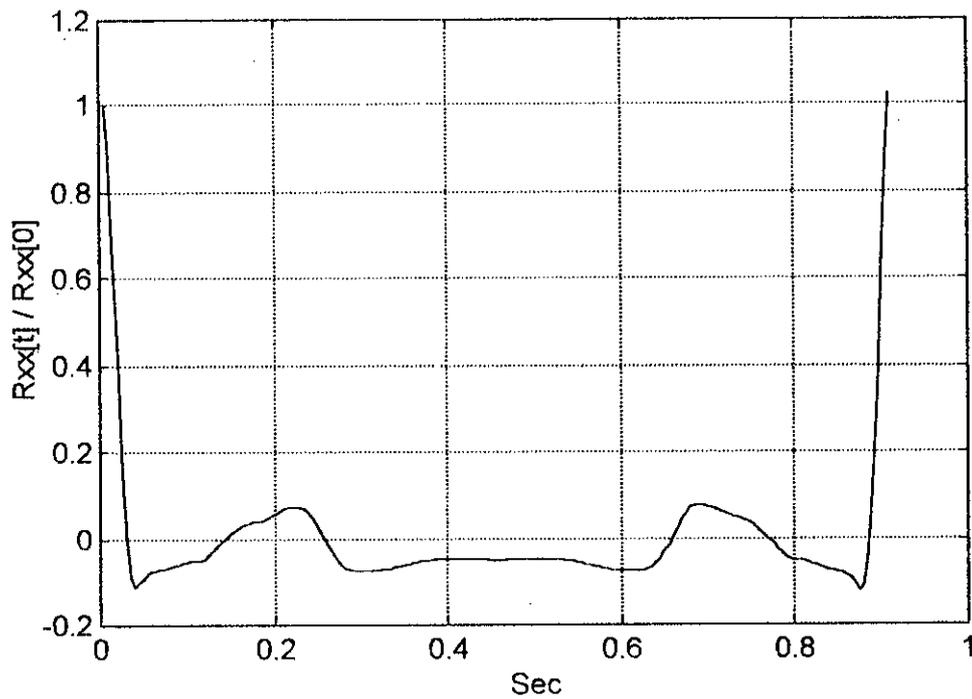


Fig. (I.10) Fonction d'autocorrelation du signal ECG.

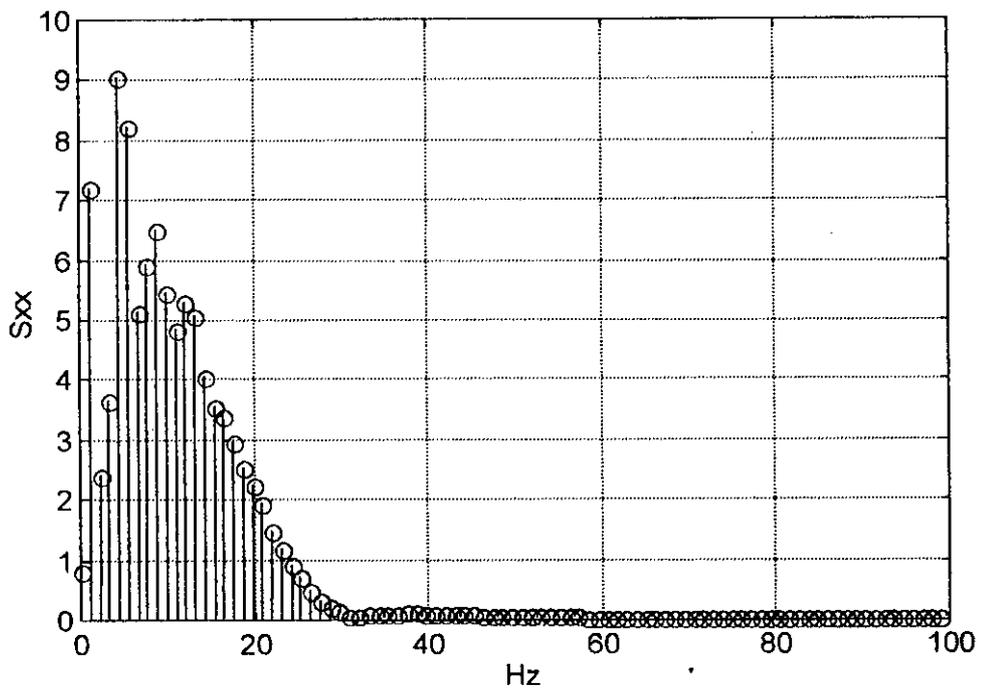


Fig. (I.11) Densité spectrale de puissance du signal ECG.

La taille de la fenêtre d'analyse " w " permet de définir la résolution temporelle et fréquentielle. La résolution temporelle est caractérisée par le degré auquel les spectres aux différents instants sont localisés. Plus la taille de la fenêtre est petite on dit qu'on a une bonne résolution temporelle. La résolution fréquentielle est caractérisée par le nombre d'échantillons dans le domaine fréquentiel, plus la taille de la fenêtre est élevée, on obtient une bonne résolution fréquentielle. Il est clair que l'amélioration d'un type de résolution (fréquentielle ou temporelle) n'est achevée qu'au détriment de l'autre, il y a lieu de faire un compromis.

La fenêtre rectangulaire n'est pas la seule à utiliser dans ce stade, la variation de la forme de cette fenêtre nous permet de contrôler les effets de bornes connus sous le nom de phénomène de Gibbs. La fenêtre souvent utilisée est la fenêtre de Hamming, Concernant la taille de la fenêtre il est conseillé de choisir une taille beaucoup plus inférieure à la taille du signal à analyser. Pour le signal ECG, il est recommandé de choisir une fenêtre dont la taille est assez inférieure à la taille d'une période du signal.

Conclusion

Le signal ECG porte des informations sur le fonctionnement du cœur (dépolariation et repolarisation). Ce signal est aléatoire non stationnaire, mais présente une pseudo-périodicité. L'étude du signal E.C.G. rencontre un problème de classification qui peut être résolu en première approximation par le considérer comme un signal cyclostationnaire à phase aléatoire. Cette approche permet d'estimer les statistiques moyennées sur la largeur d'une période, elle est utilisée lorsqu'on n'a pas à considérer la variation des statistiques du signal et on exige pas de reconnaître la morphologie du signal.

Une autre approche qui consiste à établir une représentation temps-fréquence du signal peut servir comme base pour l'étude de ce signal, toutefois cette approche demande beaucoup plus de puissance de calcul.

Chapitre: II

Codage de la forme d'onde

Le codage de la forme d'onde est le processus, ou l'ensemble de processus, permettant une représentation du signal analogique par une séquence binaire. La PCM (Pulse Code Modulation) est une illustration la plus simple du codage de la forme d'onde. La PCM peut être décomposée en deux étapes principales: l'échantillonnage qui est une discretisation temporelle et la quantification qui est une discretisation d'amplitude.

Le codage de la forme d'onde par la PCM est souvent insuffisant, et on applique des algorithmes de compression pour réduire au maximum la taille des séquences binaires représentant le signal. Il existe plusieurs techniques de compression, se subdivisent en deux classes principales: des techniques réversibles et des techniques irréversibles.

Le codage de la forme d'onde est accompagné de distorsion qui se traduit par une déformation du signal original. Le problème fondamental des processus de codage de la forme d'onde est d'achever un minimum de distorsion pour un débit donné.

1. Notions fondamentales

1.1. Information - Entropie

On considère une source discrète ergodique, générant une séquence $\{x(n)\}$, avec $x(n)$ prend sa valeur d'un alphabet finie A_x , pour chaque $x(k)$ est associée une probabilité :

$$P(x(k)) = P_k \quad (\text{II.1})$$

On appelle le terme :

$$I(x(k)) = -\log_2(P_k) \text{ (bits)} \quad (\text{II.2})$$

auto-information ou self information de $x(k)$.

$I(x(k))$ mesure l'information apportée par la réalisation $x(k)$ de $X(n)$. L'entropie $H(x)$ d'une source est la moyenne de I, définie par:

$$H(x) = E(I(x)) = -\sum_{k=1}^n P_k * \log_2(P_k) \text{ bits/symbole} \quad (\text{II.3})$$

On peut démontrer [9] que $H(x)$ est limitée par :

$$H_0 = \log_2(N) \quad (\text{II.4})$$

c'est à dire :

$$0 \leq H(x) \leq \log_2(N) \quad (\text{II.5})$$

H_0 est appelée aussi capacité de l'alphabet, on défini $R(x)$ la redondance de la source par [10]:

$$R(x) = H_0 - H(x) = \log_2(N) - H(x) \quad (\text{II.6})$$

1.2. Codes à longueur variable

Un signal numérisé est équivalent à une source discrète à alphabet fini (S). Soit l_i la longueur en bits du mot binaire associé au symbole S_i , alors la longueur moyenne du mot code est définie par:

$$\bar{l} = E(l_i) = \sum_{i=1}^m p(S_i) * l_i \quad (\text{II.7})$$

Alors on a :

$$H(S) \leq \bar{I} \quad (\text{II.8})$$

Un codage efficace est celui qui minimise la quantité \bar{I} . Un codage optimal absolu est réalisé si : $\bar{I} = H(S)$. En pratique, on ne pourra pas toujours réaliser un code optimal absolu, et l'on cherchera donc de réaliser un codage aussi proche que possible de l'optimal absolu [9].

1.3. Numérisation des signaux

La numérisation d'un signal est l'échantillonnage et la quantification de ce signal, ces deux opérations sont effectuées au niveau du convertisseur analogique Numérique (ADC).

1.3.1. Théorème d'échantillonnage

La suite $\{x[k.T]\}$ notée $\{x[k]\}$ est le résultat de la discretisation temporelle ou bien de l'échantillonnage du signal $x[t]$.

Le théorème d'échantillonnage confirme qu'un signal $x[t]$ à bande de fréquence limitée à « W » peut être reconstitué, à partir de ses échantillons $x[k.T]$ espacés de T où :

$$T = \frac{1}{2.W} \quad (\text{II.9})$$

Le signal $x[t]$ est exprimé par:

$$x[t] = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x[k.T] \cdot \text{sinc}\left[\frac{\pi}{T} \cdot (t - k.T)\right] \quad (\text{II.10})$$

En d'autres termes, un nombre d'échantillons égal à " $2.W.D$ " est suffisant pour reconstruire le signal $x[t]$ de durée D et de bande de fréquence limitée à W .

La période d'échantillonnage définie par l'éq. (II.9) est dite « intervalle de Nyquist ». La fréquence correspondante ($f_s = 1/T$) est dite « fréquence de Nyquist »; et les échantillons $x[k.T]$ sont appelés « échantillons de Nyquist ».

L'éq. (II.10) correspond à un filtrage passe bas du signal échantillonné ; peut être implémentée en convoluant la fonction Sinc. Avec le signal échantillonné. Ce processus est appelé "interpolation" ou reconstruction [10].

1.3.2. Quantification

L'échantillonnage est une discretisation dans le temps, mais l'amplitude reste continue. La quantification est la procédure qui permet de transformer l'amplitude $x[k]$ du signal à une amplitude $y[k]$ prise dans un alphabet fini. Cet alphabet est traduit par un nombre de niveaux prédéfini " L ". La quantification la plus simple est la quantification scalaire à pas uniforme.

Le nombre de niveaux "L" est lié au débit "R" exprimé en bits par échantillon par la relation:

$$L = 2^R \quad (\text{II.11})$$

La variance du signal σ_x^2 est liée à la variance de l'erreur de quantification σ_q^2 par la relation:

$$\sigma_q^2 = \varepsilon \cdot 2^{-2R} \cdot \sigma_x^2 \quad (\text{II.12})$$

ε : étant une constante dépendant essentiellement de la distribution de probabilité du signal et de l'erreur de quantification [10].

1.4. Décimation et interpolation

C'est le processus de réduire la fréquence d'échantillonnage d'un signal d'un facteur entier "M". Ce processus peut être achevé en faisant passer le signal $x[n]$ à travers un filtre passe bas dit "filtre anti-aliasing" $h[n]$, puis on applique le sous échantillonnage Fig. (II.1).

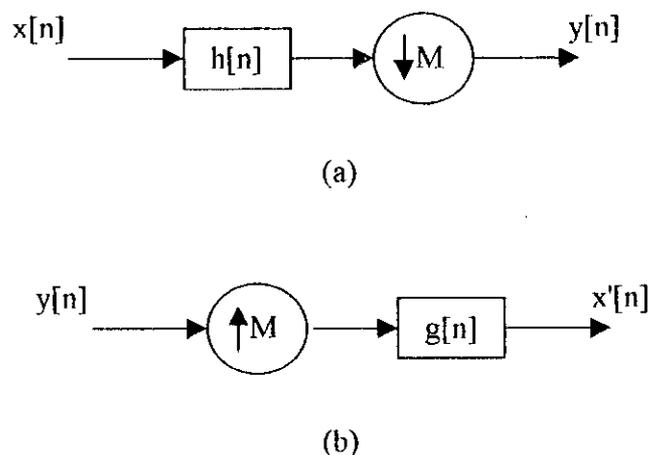


Fig. (II. 1) Schémas bloc de (a) décimation et (b) interpolation.

Le sous échantillonnage de facteur "M" consiste à retenir un échantillon parmi "M" échantillon du signal. Une décimation est une compression, puisqu'elle nous permet de réduire le nombre d'échantillons représentant le signal.

Le processus inverse de la décimation est l'interpolation. L'interpolation consiste à augmenter la fréquence d'échantillonnage du signal par un facteur entier "M". Ce processus peut être accompli en combinant un sur échantillonnage et un filtrage passe bas Fig. (II.1) [11].

1.5. La fonction Débit Distorsion (R.D.F)

Il n'est pas rare qu'une transmission ou un stockage de données soit soumis à des erreurs ; en pratique, il n'est pas toujours nécessaire de conserver la qualité initiale d'un signal, parce qu'en effet le système visuel humain accepte qu'il y ait une distorsion, c'est à dire une différence entre le signal original et le signal décodé. Il est démontré en théorie de l'information qu'il est possible de tenir compte de ces distorsions pour coder la forme d'onde avec un débit inférieur à l'entropie. Donc il est possible de coder un signal avec un nombre de bits inférieur à l'entropie, mais avec des distorsions, et pour avoir un signal reconstruit acceptable il faut contrôler ces distorsions. La courbe débit/distorsion donne une idée sur la relation qui lie la distorsion avec le débit vis à vis des différentes techniques de compression Fig. (II.2) [10].

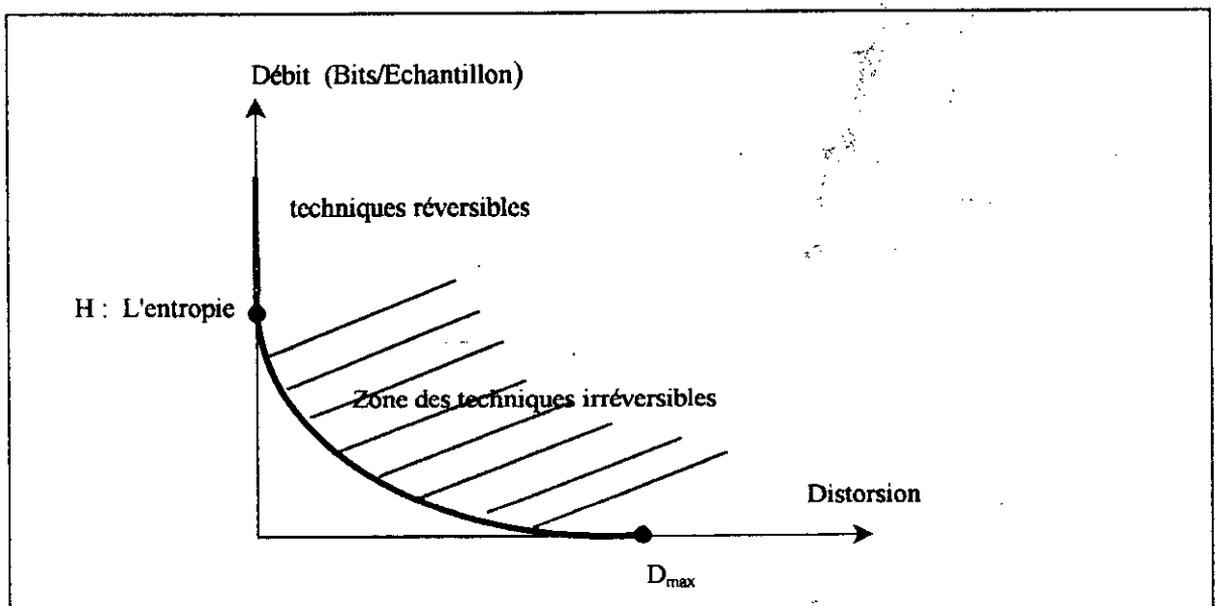


Fig. (II.2) La fonction Débit/Distorsion pour une source discrète à alphabet fini.

- **Techniques sans distorsion :** Représentées par le segment confondu avec l'axe des ordonnées c'est à dire $D=0$, pour les débits supérieurs à H . Ces méthodes sont appelées "méthodes réversibles".
- **Techniques avec distorsion :** Représentées par la surface hachurée où $D \neq 0$. Les formes d'ondes sont codées avec un débit inférieur à l'entropie. Les techniques qui permettent de coder un signal avec un débit inférieur à H , tout en contrôlant la distorsion s'appelle des méthodes avec distorsion ou méthodes irréversibles.

1.6. La distorsion

On peut dire que le seul outil capable de juger de la qualité de la forme d'onde du signal ECG est l'œil humain, qui est lui-même intimement lié à l'individu qui le porte, donc il ne peut s'affranchir de tout aspect subjectif, tel que notre acuité personnelle, notre expérience à apprécier le signal, etc. . pour cela ce critère subjectif (vision) est appuyé par des critères objectifs. On cite MSE (*Mean Square Error*) l'erreur quadratique moyenne.

Mean Square Error (MSE)

Soient x le signal ECG original et y le signal reconstruit ; alors: l'erreur MSE est donnée par la norme Euclidienne:

$$MSE = \frac{1}{N} \|x - y\|^2 \quad (II.13)$$

N : étant la taille du vecteur x .

2. Techniques de compression

2.1. Techniques réversibles [9] [10]

Le théorème du codage de source sans bruit est basé sur l'utilisation de mots binaires à longueur variable, ces codes sont appelés VLC (*Variable Length Codes*). C'est un codage entropique parce qu'il nous permet de s'approcher de l'entropie. Le principe de ces techniques est d'accorder aux symboles les plus probables les mots binaires les plus courts.

2.1.1. Algorithme de Shannon-Fano

C'est un algorithme statistique, il permet la détermination d'un VLC préfixé. Son principe est le suivant :

- i) Classer les symboles en fonction de leurs occurrences, en plaçant les symboles les plus fréquents en premier et les plus rares en dernier.
- ii) Diviser la liste en deux parties, la somme des fréquences de la partie haute doit être la plus proche à celle de la partie basse de la liste.
- iii) Affecter 0 à la partie haute de la liste, et 1 à la partie basse. Donc les codes de la partie haute commenceront par 0, et ceux de la deuxième par 1.
- iv) Refaire les étapes ii) et iii) pour chaque partie résultante.

2.1.2. Codage de Huffman

Le code de Huffman est à longueur variable, les symboles à probabilité d'apparition élevée ont les codes les plus courts. Cet algorithme procède à déposer les symboles individuellement sous forme d'une qui est la fréquence d'occurrence du symbole, ensuite l'arbre est créé par les étapes suivantes Fig. (II.3) :

- i) Les deux nœuds de poids les plus faibles sont réunis pour donner un nœud parent qui a un poids égal à la somme des poids des deux nœuds fils.
- ii) Le nœud parent est ajouté à la liste des nœuds, et les nœuds fils sont enlevés.
- iii) Un des deux nœuds fils est désigné comme le chemin pris à partir du nœud parent pour décoder un bit 0, l'autre nœud étant pris pour décoder un bit 1.
- iv) Les étapes précédentes sont répétées tant qu'il reste plus d'un nœud libre.

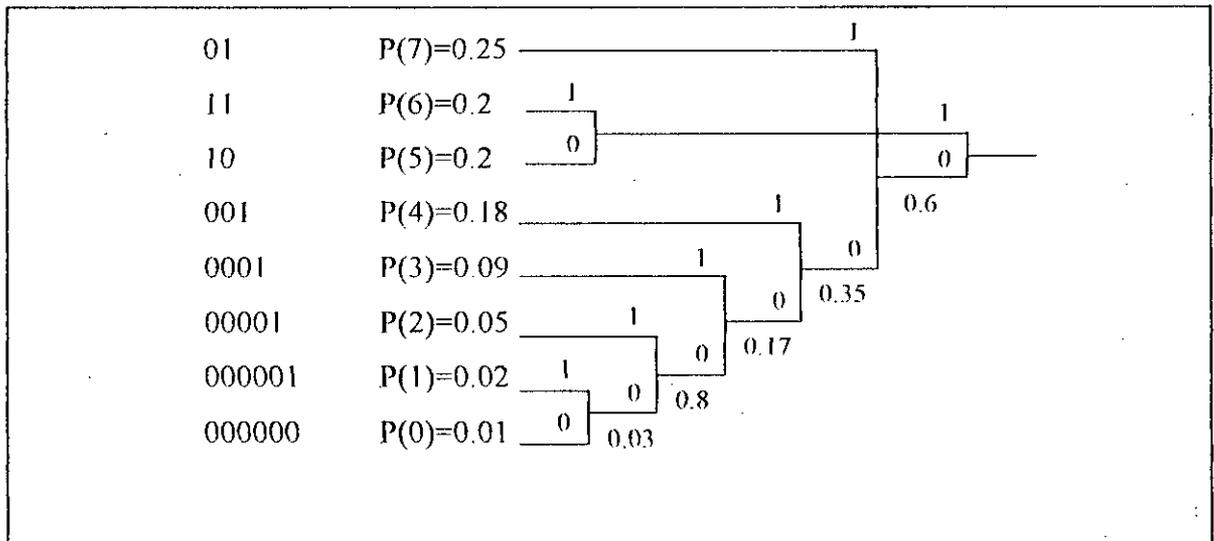


Fig. (II.3) Codage de Huffman

2.2. Techniques irréversibles

Les méthodes irréversibles sont des techniques qui ne permettent pas de retrouver le signal original exact, mais de le reconstruire avec une qualité acceptable à partir de quelques échantillons et/ou paramètres. Ces techniques sont caractérisées par des taux de compression important. Ce sont les techniques les plus implémentées dans les systèmes pratiques. Elles peuvent être classées en deux classes : Les techniques directes : opèrent directement dans le domaine temporel, Les techniques par transformées : opèrent sur les coefficients d'une transformée linéaire du signal.

2.2.1. Méthodes directes

On utilise la *prédiction* et l'*interpolation*. L'idée [13] [14] est d'éliminer certains échantillons qui peuvent être déduits en examinant les échantillons précédants et futurs dans la séquence de données. L'implémentation de tels algorithmes de compression est achevée en considérant à priori un seuil d'erreur tolérée. On commence par accorder un modèle à notre signal, le modèle est défini par ses paramètres. Ensuite pour chaque échantillon on calcule l'erreur entre l'échantillon original et l'échantillon déduit par le modèle. Si l'erreur est supérieure au seuil d'erreur

minimisation de l'erreur de prédiction au sens des moindres carrés, et on arrive à la résolution du système:

$$R.A = -r \quad (II.18)$$

R : est la matrice d'autocorrelation du signal x d'ordre (m, m) .

$A = [a[1] \ a[2] \ \dots \ a[m]]'$ pour un ordre de prédiction ' m '.

$$r = [R[1] \ R[2] \ \dots \ R[m+1]]' \quad (II.19)$$

L'algorithme de Wiener-Levinson-Durbin nous permet de résoudre ce problème efficacement. Le choix de l'ordre de prédiction est accompli à l'aide de critères basés sur le calcul de la puissance de l'erreur de prédiction tel que "le critère de l'erreur de prédiction final (F.P.E.)" défini par:

$$FPE(m) = \frac{N+m}{N-m} \cdot \sigma^2 \quad (II.20)$$

où :

$$\sigma^2 = E' \cdot E \quad (II.21)$$

E : étant le vecteur représentant la séquence de l'erreur de prédiction.

c) Interpolation polynomiale: dans ce cas on utilise les valeurs de données précédentes et les valeurs de données futur de la donnée pour laquelle on doit décider si elle est redondante.

Parmi les algorithmes les plus simples et les plus connues dans ce cas [13]:

- **Interpolateur d'ordre zéro (ZOI) :** le ZOI est similaire au ZOP dans le sens qu'une ligne horizontale (d'ordre zéro) est utilisée pour déterminer le plus grand ensemble de données consécutives sans dépasser le seuil d'erreur permise. La différence entre les deux est dans la sélection de l'échantillon qui représente cet ensemble dans ce cas cet échantillon est déterminé à la fin de l'ensemble, et est calculé comme étant la moyenne de la valeur minimale et la valeur maximale dans le groupe.
- **Interpolateur d'ordre un (FOI) :** on assume que les données vont continuer avec la même pente de démarrage. Avec cet algorithme on dessine la droite entre l'échantillon présent et le dernier échantillon retenu tel que les échantillons intermédiaires ne dépassent pas le seuil d'erreur permise par rapport à la droite. Le message codé contient des informations sur la longueur de la droite, ainsi que ses valeurs initiale et finale. Dans cette technique la valeur finale d'une droite est utilisée comme valeur initiale de la droite suivante.

- *Algorithme des splines* : c'est un algorithme qui donne des performances intéressantes, consiste à approximer le signal par une succession de segments de polynômes (cf. § III.1) [16].

2.2.2. Compression par transformées

Se sont des techniques de compression basées sur la quantification des coefficients résultants d'une transformée linéaire de la séquence originale Fig. (II.1) [10].

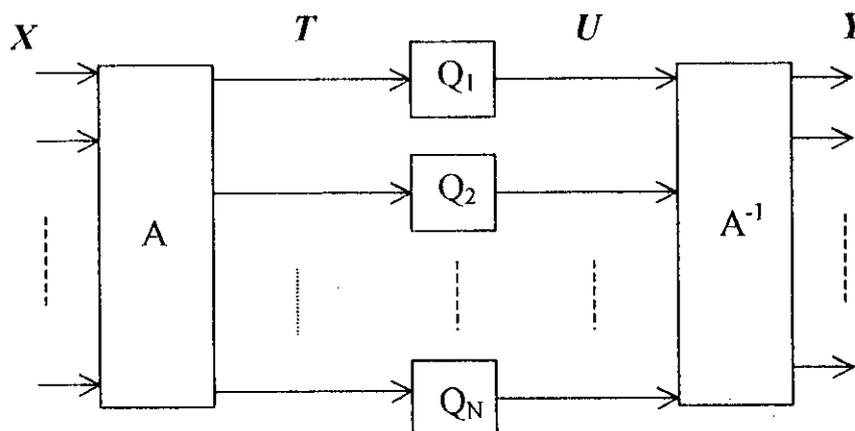


Fig. (II.5) Schéma block général de la compression par transformée.

La transformée $N \times N$ d'une séquence $\{x[n]\}; n = 1, 2, \dots, N$ est la séquence $\{t[k]\}; k = 1, 2, \dots, N$ donnée par:

$$t[k] = \sum_{n=1}^N a[k, n] \cdot x[n] \quad (\text{II.22})$$

$k = 1, 2, \dots, N$.

où: L'ensemble $\{a[k, n]\}$ est dit « noyau de la transformée ». Et, les éléments de $\{t[k]\}; k = 1, 2, \dots, N$ sont dits "les coefficients de la transformée".

En notation matricielle on a:

$$T = A \cdot X \quad (\text{II.23})$$

$$X = B \cdot T \quad (\text{II.24})$$

et on a : $B = A^{-1}$

On note: $B = \{b_k\}; k = 1, 2, \dots, N$. $\{b_k\}$: un ensemble de vecteurs dits : vecteurs de base.

On peut écrire:

$$X = \sum_{k=1}^N t[k].b_k \quad (\text{II.25})$$

La séquence de sortie Y est donnée par:

$$Y = \sum_{k=1}^N u[k].b_k \quad (\text{II.26})$$

où: $u[k] = Q(t[k])$; Q : étant l'opérateur de quantification.

Soit σ_k la variance du coefficient $t[k]$ définie par :

$$\sigma_k^2 = E(t[k]^2) \quad (\text{II.27})$$

Si la matrice A est orthonormale (i.e. $A^t = A^{-1}$) alors on peut démontrer [10] :

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sigma_k^2 \quad (\text{II.28})$$

σ_x : étant la variance du signal d'entrée.

Ce qui veut dire que la transformée orthonormale préserve la variance; la variance du signal d'entrée est identique à la moyenne arithmétique des variances des coefficients de la transformée.

Soit σ_{qk} la variance de l'erreur de quantification correspondant au quantificateur k ; et σ_r la variance de l'erreur de compression alors on peut démontrer que [10]:

$$\sigma_r^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sigma_{qk}^2 \quad (\text{II.29})$$

Ce qui veut dire que l'erreur de compression est égal a la moyenne arithmétique des erreurs de quantification correspondant aux quantificateurs. Or; la puissance (variance) de l'erreur de quantification est liée à la puissance du signal quantifié par (cf. § II.1.3.2):

$$\sigma_{qk}^2 = \epsilon \cdot \sigma_k^2 \cdot 2^{-2R_k} \quad (\text{II.30})$$

R_k : étant le nombre de bit correspondant au quantificateur ' k '.

Avec la minimisation de la variance de l'erreur de compression σ_r^2 en considérant un nombre de bit total fixé d'avance (égale : $N \cdot R$); et en utilisant les équations (28) (29) (30) ; on peut démontrer [10] :

$$R_k = R + \frac{1}{2} \cdot \log_2 \frac{\sigma_k^2}{\left[\prod_{j=1}^N \sigma_j^2 \right]^{\frac{1}{N}}} \quad (\text{II.31})$$

Cette dernière équation nous permet de calculer le nombre de bit correspondant à chaque élément des coefficients de la transformée ; ce nombre dépend de la distribution des variance de ces derniers , et du nombre de bit total considéré. Ce processus est dit « allocation optimale de bits » et doit être adaptatif en cas du signal non stationnaire. Un tel algorithme est très complexe ; dans notre cas on a opté pour des algorithme plus simple [17]; qui consistent à sauvegarder les coefficients dont la variance est supérieure à un certain seuil et éliminer les autres qui sont considérés redondants.

2.2.2.1. Transformée optimale

Lors de la minimisation de la puissance de l'erreur de compression équ. (II.31) ; on a démontré que le nombre de bits accordé à chaque sortie de la transformée ne dépend que du nombre de bit disponible et de la distribution des variances des éléments de sorties de la transformée . Une *transformée optimale* , au sens de la compression , est celle qui minimise les éléments de l'ensemble $\{R_k\}$; $k=1,2,\dots,N$, ce qui revient à maximiser la moyenne géométrique des variances des éléments de sortie de la transformée. On peut démontrer dans ce cas [10] que la matrice noyau est définie de manière à ce que les séquences représentées par le vecteur \mathbf{T} soient non corrélées, i.e. la matrice d'autocorrélation de la séquence $\{t[k]\}$; $k=1,2,\dots,N$ (R_T) est diagonale.

$$R_T = E[\mathbf{T} \cdot \mathbf{T}^t] = \mathbf{A} \cdot \mathbf{R}_X \cdot \mathbf{A}^t \quad (\text{II.32})$$

Puisque la matrice R_X est symétrique, on peut former la matrice \mathbf{A} qui vérifie l'équation (II.32) avec R_T diagonale : cette matrice n'est autre que la matrice de la *transformée de Karhunen Loève (KLT)* dont les colonnes sont les vecteurs propres normalisés associés à la matrice R_X . La transformée inverse est définie par:

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}^t \cdot \mathbf{T} \quad (\text{II.33})$$

Car :

$$\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{A}^t \quad (\text{II.34})$$

Le calcul des coefficients transformés *KLT* nécessite le calcul de la matrice d'autocorrélation et de sa décomposition propre. Le calcul de matrice de la *KLT* dépend des statistiques du signal et est très coûteux en puissance de calcul. A cause de ces inconvénients la *KLT* n'est pas utilisée dans les systèmes pratiques. La compression par cette transformée est réservée aux études théoriques. La *KLT* est souvent prise comme technique de référence pour les méthodes de compression par transformées.

2.2.2.2. Transformées sub-optimales

Il existe des transformées diagonales connues dites « sub-optimales ».

Transformée de Fourier (D.F.T.)

Elle est définie par :

$$t[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cdot W^{-n.k} \quad (\text{II.35})$$

où : $W = \exp(j \cdot \frac{2 \cdot \pi}{N})$

La transformée inverse est donnée par:

$$x[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} t[k] \cdot W^{n.k} \quad (\text{II.36})$$

On note que l'existence d'un algorithme rapide (*FFT*) pour le calcul efficace de cette transformée, la rend adaptée aux implémentations pratiques.

La compression par la TFD

Si on prend un bloc du signal, son bloc transformé de Fourier correspondant est caractérisé par une symétrie autour du coefficient central, une décroissance monotone du module vers le centre du bloc. D'après cette constatation, les coefficients transformés à abandonner seront ceux du centre du bloc.

Transformée en cosinus (D.C.T.)

La *DCT* (*Discret Cosine Transform*), est une transformée issue de la *TFD*. Depuis son introduction par Ahmed et al. en 1974 [18], elle a trouvé de larges applications dans le traitement des signaux. Elle permet d'obtenir des coefficients plus faibles que ceux obtenus par la *TFD*, réels, et localisés dans la zone basse fréquence. La *DCT* est définie par :

$$t[k] = \sqrt{\frac{2}{N}} \cdot \alpha[k] \cdot \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cdot \cos\left(\frac{(2 \cdot n + 1) \cdot k \cdot \pi}{2 \cdot N}\right) \quad (\text{II.37})$$

où : $\alpha[0] = \frac{1}{\sqrt{2}}$; et $\alpha[k] = 1 : k \neq 0$

La transformée inverse est définie par :

$$x[n] = \sqrt{\frac{2}{N}} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \alpha[k] \cdot t[k] \cdot \cos\left(\frac{(2n+1) \cdot k \cdot \pi}{2 \cdot N}\right) \quad (\text{II.38})$$

Les performances de la DCT sont supérieures à celles de la TFD. De toutes les transformées rapides, la DCT possède les performances les plus proches de celles de la KLT pour le traitement des processus Markoviens [18].

Transformée de Hadamard (D.H.T.)

Le noyau de la transformée dans ce cas est défini par :

$${}^2N H = \sqrt{\frac{1}{2}} \cdot \begin{bmatrix} {}^N H & {}^N H \\ {}^N H & -{}^N H \end{bmatrix} \quad (\text{II.39})$$

$${}^2 H = \sqrt{\frac{1}{2}} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$$

Cette définition assure la matrice de Hadamard d'ordre 2^p , pour un entier positif p . La matrice inverse dans ce cas est identique à la matrice de la transformée directe [10].

2.2.3. Codage en sous-bandes

L'analyse en sous bandes est une généralisation de l'analyse par transformée en utilisant un banc de filtres non corrélés, l'objectif est de diviser le spectre de fréquence du signal à un ensemble de bandes (sous bandes) non corrélés par un banc de filtre et coder chaque sous bande en utilisant une allocation de bit rationnelle. Le contrôle de l'erreur de reconstruction du a la quantification des coefficients se fait dans chaque bande .

Dans le codage en sous-bandes , un ensemble de filtres est utilisé pour décomposer le signal d'entrée en plusieurs signaux à bande étroite, chaque signal représente une partie du spectre du signal original. Ces filtres sont dits filtres d'analyse. Comme chaque signal a une bande très réduite, un sous-échantillonnage est appliqué sur chaque signal, ce qui permet une réduction considérable dans le débit. A la reconstruction une interpolation est appliquée sur l'ensemble des signaux , pour régénérer le signal original. Cette opération est effectuée par un ensemble de filtres dits filtres de synthèses. Les filtres utilisés dans cette technique sont les filtres à miroir quadratique (QMF) [11].

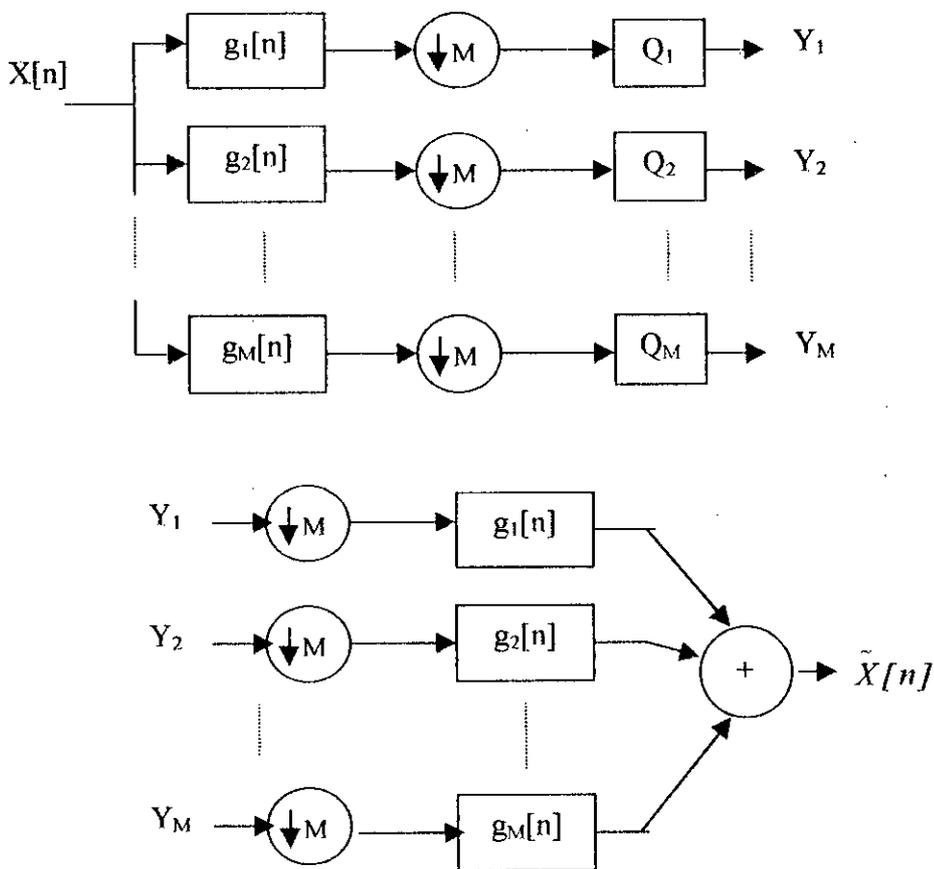


Fig. (II.6) Codeur/Décodeur Sous-bandes.

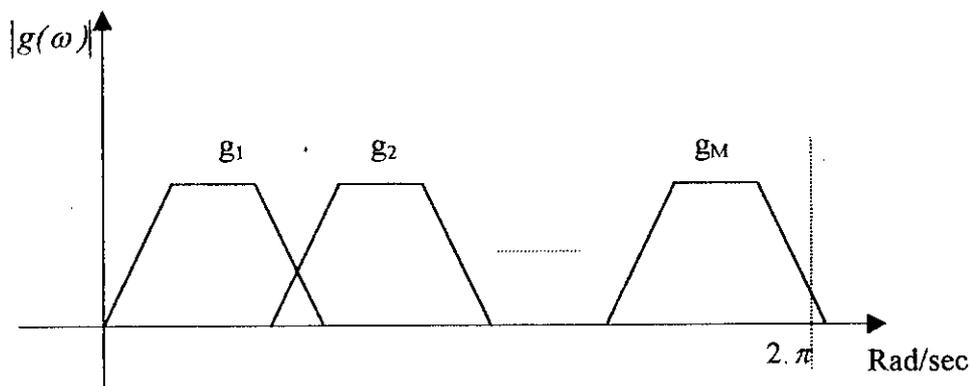


Fig. (II.7) Bandes de fréquences des filtres du Codage en Sous Bandes.

La structure présentée (Fig. (II.6)) est la plus simple, elle est appelée "régulière". Des structures plus complexes basées sur la combinaison de "cellules binaires régulières" Fig. (II.8), sont également utilisées pour achever la décomposition en sous bandes. Une cellule binaire régulière est un système qui décompose le signal à deux composantes: Une composante basse

fréquence résultant d'une décimation à l'aide d'un filtre passe bas ($g[k]$), et une composante haute fréquence résultant d'une décimation à l'aide d'un filtre passe haut ($h[k]$) [11].

Un cas particulier des structures non régulières est appelée: structure dyadique Fig. (II.9). Cette structure est la base de l'implémentation de l'algorithme rapide des ondelettes (*FWT*) [22].

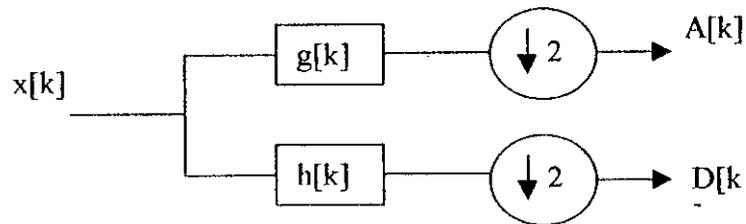


Fig. (II.8) Une cellule binaire régulière.

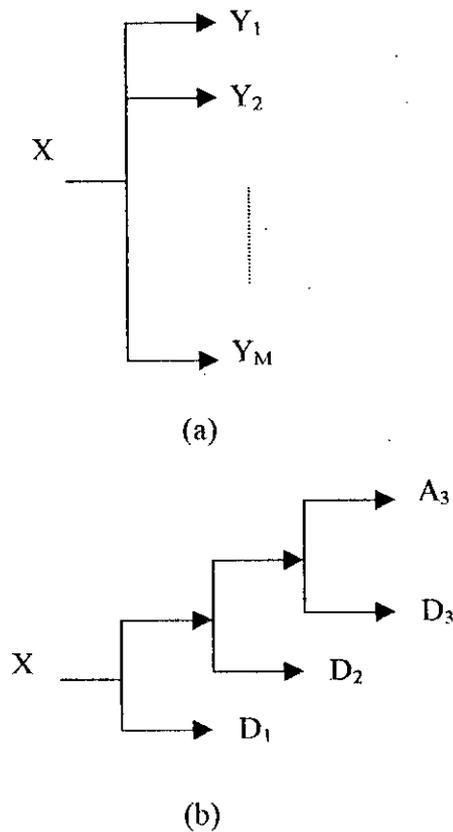


Fig. (II.9) Structures de codage en sous-bandes.
(a) forme régulière, et (b) Forme dyadique.

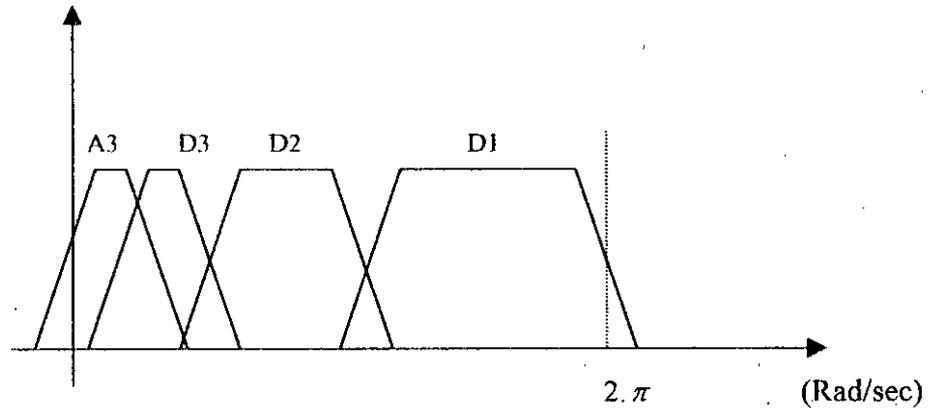


Fig. (II.10) Bandes de fréquence des coefficients de la structure Dyadique.

2.2.4. Quantification vectorielle (V.Q)

La VQ est une généralisation de la quantification scalaire, en effet plutôt de quantifier les échantillons du signal les uns après les autres, la VQ quantifie un groupe d'échantillon ou un bloc à la fois. Ces blocs sont obtenus par un découpage fictif du signal, ensuite la VQ consiste à remplacer chaque bloc par un autre bloc (vecteur) d'une liste préétablie de vecteurs contenus dans le codebook ou dictionnaire. Le choix du vecteur remplaçant s'effectue en comparant le bloc original à tous les vecteurs du codebook et en retenant le vecteur qui lui est le plus ressemblant ou proche au sens d'une certaine distance (MSE). Ensuite on transmet l'indice du vecteur choisi. Au décodeur on adresse le codebook avec l'indice pour retrouver le vecteur-code pour reconstituer le signal.

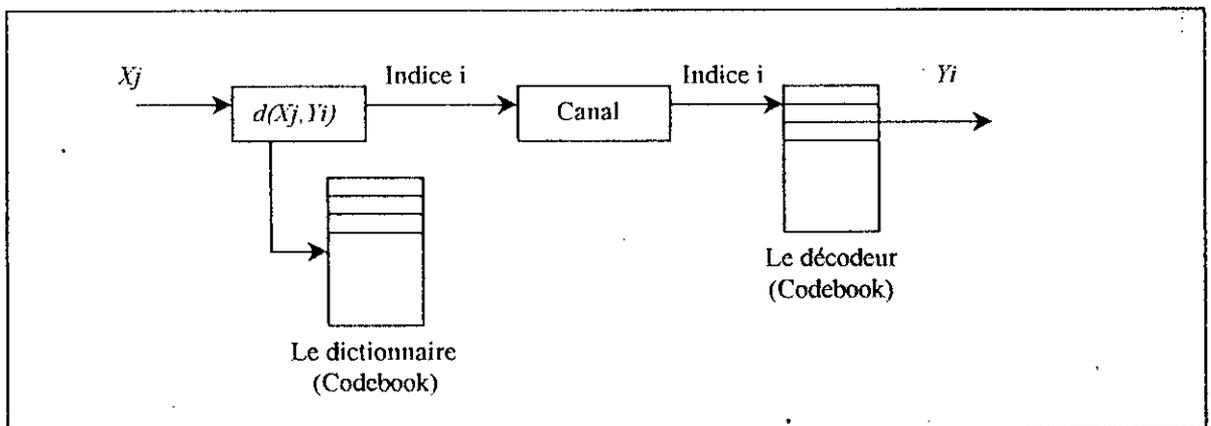


Fig. (II.11) Quantificateur vectoriel

Il y a plusieurs algorithmes pour concevoir un codebook, parmi eux on cite l'algorithme LBG (*Linde-Buzo-Gray*), tous ces algorithmes se basent sur un ensemble d'apprentissage très large pour extraire un nombre très limité de vecteurs-codes qui constitueront le codebook [23]. La VQ permet d'avoir des taux de compression très intéressants, tel que si N est la taille du codebook, la longueur des indices est $\log_2(N)$, et k la dimension des vecteurs ou blocs, alors le débit r est donné par :

$$r = \frac{1}{k} \log_2(N) \quad \text{bits/échantillon.} \quad (\text{II.40})$$

et si " n " représente le nombre de bits échantillon du signal original, alors le taux de compression sera égal à: $CR = \frac{n}{r}$.

3. Modèle d'un système de compression de données

Le modèle le plus général d'un système de compression de données est représenté sur la figure (II.12). Il contient les deux types de transformations [9].

La première transformation utilisée est la transformation qui réduit l'entropie afin d'éliminer les paramètres du message qui n'ont pas d'importance à la reconstruction. Le résultat de la transformation peut être considéré comme une source effective pour la transformation suivante qui conserve l'entropie mais réduit la redondance afin de réduire le débit. A la reconstruction du signal on opère les transformations inverse, à l'exception de la transformation réduisant l'entropie qui est irréversible. En tenant compte de certains effets subjectifs, on introduit une opération d'augmentation de l'entropie.

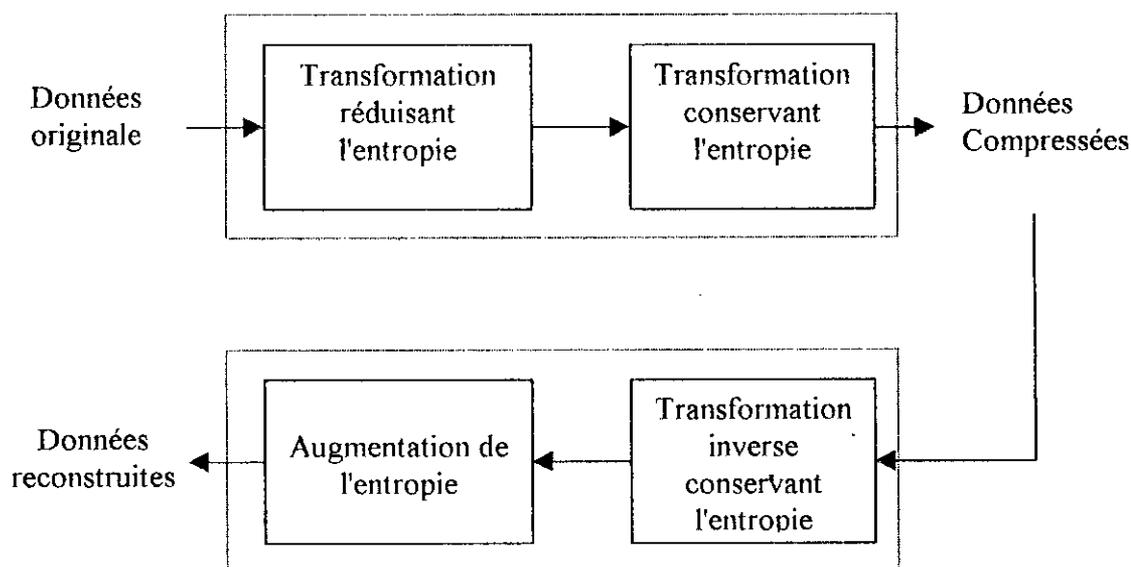


Fig. (II.12) Schéma bloc d'un système de compression de données.

4: Critères de performances

Tout critère de performance pour évaluer un système de compression de données doit prendre en considération deux facteurs importants, à savoir: le degré de compression, et l'erreur de reconstruction. Le degré de compression est souvent représenté par "Le rapport de compression" (CR), est définie comme étant le rapport du débit du signal compressé (en terme de bits/seconde) au débit du signal original. L'erreur de compression est représentée par la distance relative entre le signal original et le signal reconstruit [24].

Concernant l'évaluation des méthodes multiples de compression de la forme d'onde, appliquées à la compression du signal ECG, il faut citer le travail de S.Jalaliddine [13] qui a proposé une structure pour la comparaison de ces méthodes.

Il existe certains facteurs liés au signal utilisé pour tester les algorithmes de compression, qui influent sur les résultats du processus de compression :

- *La fréquence d'échantillonnage du signal original*: le signal original est considéré suréchantillonné, et plus la fréquence d'échantillonnage augmente plus le taux de compression augmente.
- *La nature du signal E.C.G.* (i.e. la dérivation considérée, l'âge du patient, et la présence des arythmies ...). tous influent sur le taux de compression de la technique considérée
- Le degré auquel le signal est *contaminé* par le bruit : plus le signal est bruité, le rapport de compression diminue pour certains techniques de compression.

Pour ces raisons, il est clair que le choix de la base de données à utiliser pour le test des algorithmes de compression est intéressant. Il existe une tendance vers la normalisation des bases de données, pour rendre significative la comparaison des travaux des différents chercheurs sur la planète.

La majorité des travaux effectués sur la compression du signal, ECG utilisent trois critères d'évaluation [13] :

- *Le taux de compression (CR)* : basé sur la comparaison du nombre d'échantillons non compressés au nombre d'échantillons résultants du processus de compression.
- *Le pourcentage de la puissance d'erreur (PRD)* : c'est une mesure de la distorsion, est donné par l'expression

$$PRD = \sqrt{\frac{\|x - y\|^2}{\|x\|^2}} \quad (II.42)$$

x : étant le signal original ;

y : étant le signal reconstruit après le processus de compression .

Ce critère est équivalent à un critère propre aux méthodes de compression par transformées dit « le pourcentage de la puissance d'erreur polaire (PPRD) » définie par

$$PPRD = \sqrt{\frac{\|x - \hat{x}\|^2}{\|x\|^2}} \quad (\text{II.43})$$

- *Le critère subjectif de la vision* : c'est un critère très important dans ce stade ; il nous informe sur l'influence du processus de compression sur la morphologie du signal.

Conclusion

Les techniques de compression sans distorsion sont utilisées surtout avec des données délicates comme les fichiers informatiques, les données des banques, etc. Elles permettent de restaurer des signaux fidèles avec un taux de compression plus ou moins faible.

Les techniques de compression avec distorsion permettent d'atteindre un taux de compression très élevé par rapport à celui généré par les techniques sans distorsion, et cela au prix d'une réduction de la qualité du signal décodé. Mais souvent cette dégradation de qualité n'est pas tellement perceptible au point où parfois on n'arrive pas à distinguer le signal original du signal décodé.

Ces techniques avec distorsion sont parfois combinées pour avoir un codeur hybride qui a les avantages des techniques combinées, et pour avoir des performances plus élevées, souvent les techniques avec distorsion sont utilisées conjointement avec des techniques entropiques.

Chapitre: III

Techniques de Compression

Les techniques de compression du signal ECG sont multiples. Les méthodes directes se résument à accorder un "modèle" aux échantillons du signal, et de ce fait, certains de ces échantillons peuvent être reproduits connaissant un nombre minimum d'échantillons et/ou les paramètres du modèle. Les techniques par transformées utilisent les transformées orthogonales pour décorréler les échantillons du signal et approximer, ensuite, ce signal par les coefficients prépondérants dans l'espace transformée.

Dans ce chapitre nous présentons les quatre méthodes de compression citées ci-dessus. La méthode des splines est une technique directe interpolative, la méthode de prédiction linéaire à long terme est une méthode directe prédictive, la méthode de la transformée *DCT*, et la méthode des ondelettes.

1. Méthode des splines

1.2. Algorithme des splines

Par spline, nous entendons une fonction polynomiale par morceaux $S(x)$ d'une variable x ; la spline est représentée sur chaque intervalle « i » par un polynôme de degré m :

$$S_i = \sum_{k=0}^m a_k^{(i)} \cdot (x - x_i)^k \quad (\text{III.1})$$

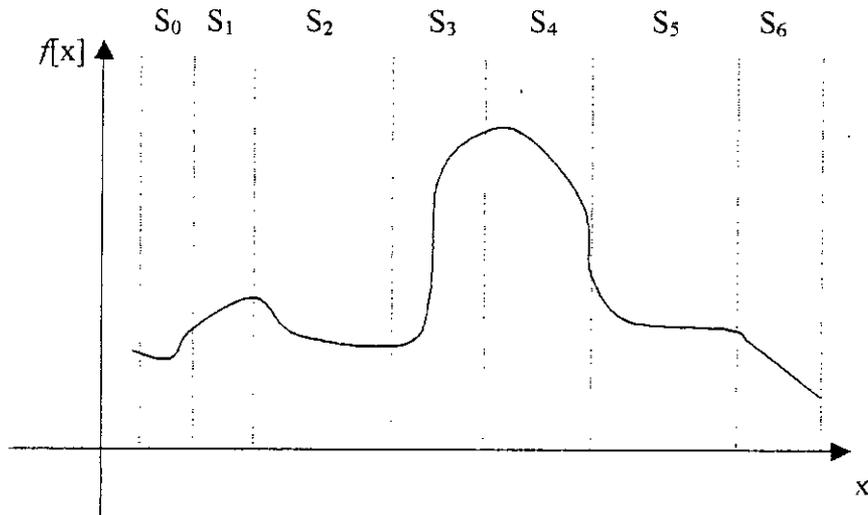


Fig. (III.1) Représentation d'une fonction par des segments de splines.

Le nombre des intervalles est déterminé par une échelle H de la variable x ; $H : x_0 < x_1 < \dots < x_N$ et les conditions de continuité de la spline et de ses dérivées aux extrémités des intervalles sont satisfaites :

$$\frac{d^j}{dx^j} S_{i-1}(x_i) = \frac{d^j}{dx^j} S_i(x_i) \quad (\text{III.2})$$

$$j = 0, 1, \dots, m.$$

En développant les conditions (III.2) pour $m=3$ (Cas des Splines Cubiques) on aboutit au système d'équations :

$$\begin{aligned} a_0^{(i)} &= a_0^{(i-1)} + a_1^{(i-1)} \cdot h_{(i-1)} + a_2^{(i-1)} \cdot h_{(i-1)}^2 + a_3^{(i-1)} \cdot h_{(i-1)}^3 \\ a_1^{(i)} &= a_1^{(i-1)} + 2 \cdot a_2^{(i-1)} \cdot h_{(i-1)} + 3 \cdot a_3^{(i-1)} \cdot h_{(i-1)}^2 \\ a_2^{(i)} &= a_2^{(i-1)} + 3 \cdot a_3^{(i-1)} \cdot h_{(i-1)} \end{aligned} \quad (\text{III.3}) : (a), (b), (c)$$

comme la spline cubique doit prendre les valeurs $f(x_i)$ aux points x_i ($i=1, \dots, N$) l'équation (III.1) donne :

$$a_0^i = f(x_i) \quad (\text{III.4})$$

on peut calculer les coefficients $a_1^{(i)}$ et $a_2^{(i)}$ d'après les équations (6.b) (6.c). Il reste à calculer $a_3^{(i)}$, pour cela on résout l'équation (6.a) d'inconnue $a_3^{(i)}$. On obtient :

$$a_3^{(i)} = \left(\frac{1}{h_i^3}\right) \cdot (a_0^{(i+1)} - a_0^i - a_1^{(i)} \cdot h_i - a_2^{(i)} \cdot h_i^2) \quad (\text{III.5})$$

Cet algorithme qui semble très simple est malheureusement instable. Pour lutter contre son instabilité, on impose certains critères à l'intérieur de chaque intervalle d'interpolation [16].

La minimisation de la fonctionnelle suivante :

$$L_i = \int_{x_i}^{x_{i+1}} [S_i'(x)]^2 \cdot dx \quad (\text{III.6})$$

nous mène aux expressions de calcul des coefficients suivantes :

$$\begin{aligned} a_2^{(i)} &= \frac{9}{4 \cdot h_i} \cdot (f(x_i, x_{i+1}) - a_1^{(i)}) \\ a_3^{(i)} &= \frac{-5}{4 \cdot h_i^2} \cdot (f(x_i, x_{i+1}) - a_1^{(i)}) \end{aligned} \quad (\text{III.7})$$

où :

$$f(x_i, x_{i+1}) = [f(x_{i+1}) - f(x_i)] / h_i \quad (\text{III.8})$$

et on obtient un algorithme stable .

Une autre fonctionnelle :

$$K_i = \int_{x_i}^{x_{i+1}} [S_i''(x)]^2 \cdot dx \quad (\text{III.9})$$

dont la minimisation nous donne :

$$a_2^{(i)} = \frac{3}{2.h_i} (f(x_i, x_{i+1}) - a_1^{(i)})$$

$$a_3^{(i)} = \frac{-1}{2.h_i^2} (f(x_i, x_{i+1}) - a_1^{(i)})$$
(III.10)

et on obtient un autre algorithme stable.

On remarque [16] que les coefficients des équations (III.7),(III.10) ne se distinguent que par des facteurs numériques multiplicatifs. Il est alors légitime de se poser la question : Dans quelles limites on peut modifier ces facteurs multiplicatifs de sorte que l'algorithme de calcul des coefficients de la A-Spline reste stable ?

Pour trouver la réponse , on rappelle d'après l'équation(II.4) :

$$S_i(x_{i+1}) = a_0^{(i+1)}$$
(III.11)

d'où :

$$a_0^{(i+1)} - a_0^{(i)} = a_1^{(i)} . h_i + a_2^{(i)} . h_i^2 + a_3^{(i)} . h_i^3$$
(III.12)

soit en utilisant la notation (III.8) :

$$f(x_i, x_{i+1}) - a_1^{(i)} = a_2^{(i)} . h_i + a_3^{(i)} . h_i^2$$
(III.13)

cette égalité doit être vérifié sur chaque intervalle .

En introduisant une constante réelle C, on a :

$$(1 - C + C) . [f(x_i, x_{i+1}) - a_1^{(i)}] = a_2^{(i)} . h_i + a_3^{(i)} . h_i^2$$
(III.14)

Dans ce cas la résolution conduit à :

$$a_2^{(i)} = \frac{C}{h_i} . (f(x_i, x_{i+1}) - a_1^{(i)})$$

$$a_3^{(i)} = \frac{(1-C)}{h_i^2} . (f(x_i, x_{i+1}) - a_1^{(i)})$$
(III.15)

On démontre [16] que l'éventail des valeurs de la constante C qui garantissent la stabilité de l'algorithme est compris entre 1 et 3 ($1 < C < 3$).

1.2. Compression par l'algorithme des splines

Cet algorithme peut être utilisé à la réduction de la redondance statistique. Le problème de la compression se pose de la manière suivante: Comment peut-on trouver la quantité minimale d'échantillons à garder dans la mémoire d'un calculateur de sorte que cette quantité soit

suffisante pour interpoler l'ensemble de données par l'algorithme des splines, et garantir une distance limite fixé entre le signal original et le signal reconstruit.

En utilisant l'algorithme des splines, il est facile de créer l'algorithme de choix des échantillons de contrôle du signal d'entrée. Soit $f[x_i]$ l'échantillon disposé à droite de l'intervalle " $i-1$ " qui vient d'être choisi comme échantillon de contrôle. On choisit le point " $i+1$ " comme extrémité droite de l'intervalle " i "; on calcule alors les coefficients $\{a_k^{(i)}\}$, et on compare la valeur de l'échantillon au point " x_{i+1} " calculée par la spline à la valeur originale; si la différence entre ces deux ne dépasse pas la tolérance "seuil", cela signifie que l'échantillon $f[x_{i+1}]$ est redondant, là on franchit x_{i+2} et on va au point x_{i+3} : on calcule les coefficients $\{a_k^{(i)}\}$, on compare les valeurs calculées aux points x_{i+1} et x_{i+2} aux valeurs originales; si les différences ne dépassent pas la tolérance (seuil) on va au point x_{i+4} ... etc.; jusqu'à la valeur de l'argument x_{i+k} où au moins une des différences dépasse le seuil, il est alors nécessaire de reculer d'un pas et de fixer $f[x_{i+k-1}]$ comme échantillon de contrôle suivant. On répète la procédure pour les points suivant: on construit la nouvelle spline au point x_{i+k-1} ...etc. Finalement le nouvel ensemble d'échantillons possède une quantité de points initiaux d'autant faible que la tolérance est grande.

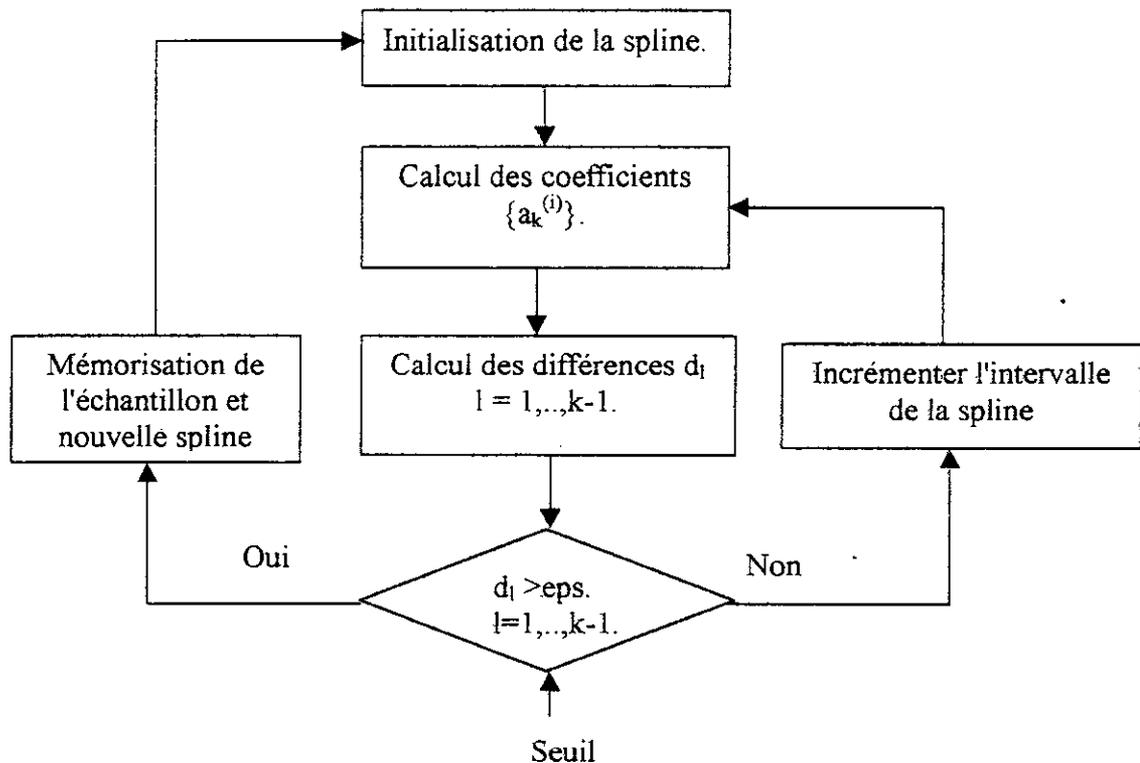


Fig. (III.2) Organigramme de l'algorithme de compression par Splines.

La reconstruction du signal est faite à partir des échantillons de contrôle en calculant pour chaque spline ses coefficients. Les échantillons manquant sont pris identiques à ceux de la spline [16].

2. Méthode prédictive

2. Algorithme de prédiction à long terme

La prédiction linéaire ou "modélisation autoregressive" est pour longtemps un outil indispensable en traitement du signal. Elle convient surtout lorsque le signal est stationnaire et Gaussien. Cette technique consiste à exprimer un échantillon du signal sous forme d'une combinaison linéaire pondérée des échantillons le précédants (cf. § II.2.2.1.b). La minimisation de l'erreur quadratique moyenne nous permet de calculer les coefficients de pondération, et ceci en utilisant l'algorithme de Wiener-Levinson-Durbin.

Pour les signaux qui présentent un caractère périodique (tel que le signal ECG) Il est conseillé d'utiliser un autre modèle structuré dit " *Modèle sub-autorégressif*" qui est défini par [24] :

$$yp(n) = \sum_{i=-p}^p \alpha_i \cdot y(n - \alpha + i) \quad (\text{III.16})$$

$yp[n]$: est l'approximation de l'échantillon $y[n]$ en utilisant le modèle SUB-AR.

α_i : étant les coefficients du modèle.

α : étant l'estimé de la période du signal.

p : étant l'ordre du modèle.

L'erreur de prédiction dans ce cas est définie par

$$e(n) = y(n) - yp(n) \quad (\text{III.17})$$

La minimisation de l'erreur de prédiction au sens des moindres carrés nous permet de calculer les coefficients $\{ \alpha_i \}$, et ceci en résolvant le système

$$\Phi \cdot \alpha = \varphi \quad (\text{III.18})$$

où

$$\alpha^i = [\alpha_{-p}, \alpha_{-p+1}, \dots, \alpha_p] \quad (\text{III.19})$$

$$\varphi^i = [\varphi(0, \alpha + p), \varphi(0, \alpha + p - 1), \dots, \varphi(0, \alpha - p)] \quad (\text{III.20})$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} \varphi(\alpha+p, \alpha+p) & \varphi(\alpha+p, \alpha+p-1) & \dots & \dots & \varphi(\alpha+p, \alpha-p) \\ \varphi(\alpha+p-1, \alpha+p) & \varphi(\alpha+p-1, \alpha+p-1) & \dots & \dots & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi(\alpha-p, \alpha+p) & \dots & \dots & \dots & \varphi(\alpha-p, \alpha-p) \end{bmatrix}$$

et

$$\varphi(i, j) = \sum_{n=1}^N y(n-i) \cdot y(n-j) \quad (\text{III.22})$$

N : étant la taille du bloc considéré

La matrice Φ est symétrique définie positive donc le système (III.18) peut être résolu efficacement en utilisant l'Algorithme de Cholevsky. Il est à noter que cette matrice n'est malheureusement pas de Toeplitz ce qui ne nous permet pas d'exploiter l'algorithme de Wiener-Levinson-Durbin.

La période du signal peut être estimée en utilisant un processus de détection [25]. Pour implémenter l'algorithme de prédiction à long terme, on a utilisé un algorithme de détection de la période basé sur une procédure qui maximise la corrélation entre les deux battements successifs.

2.2. Compression par prédiction à long terme

Une compression peut se résumer à un codage entropique sur l'erreur de prédiction $e[k]$, après sa quantification, et on dit qu'on a fait un codage de type DPCM. Un autre type de compression, adopté dans cette thèse, consiste à comparer l'erreur de prédiction pour chaque échantillon à une tolérance (seuil). Si l'erreur de prédiction dépasse le seuil, l'échantillon est considéré informatif et doit être mémorisé (et/ou transmis); sinon, l'échantillon est considéré redondant, et on passe à l'échantillon suivant Fig. (III.3). Ceci est fait avec les mêmes coefficients $\{a_i\}$ sur la longueur d'une période; pour une nouvelle période, le processus de compression doit être précédé par un processus de détection de période et de calcul des nouveaux coefficients $\{a_i\}$.

Il est à noter que les coefficients $\{a_i\}$ ainsi que la période doivent être mémorisés et/ou transmis pour chaque période donc doivent être comptabilisés parmi les échantillons représentant le signal compressé.

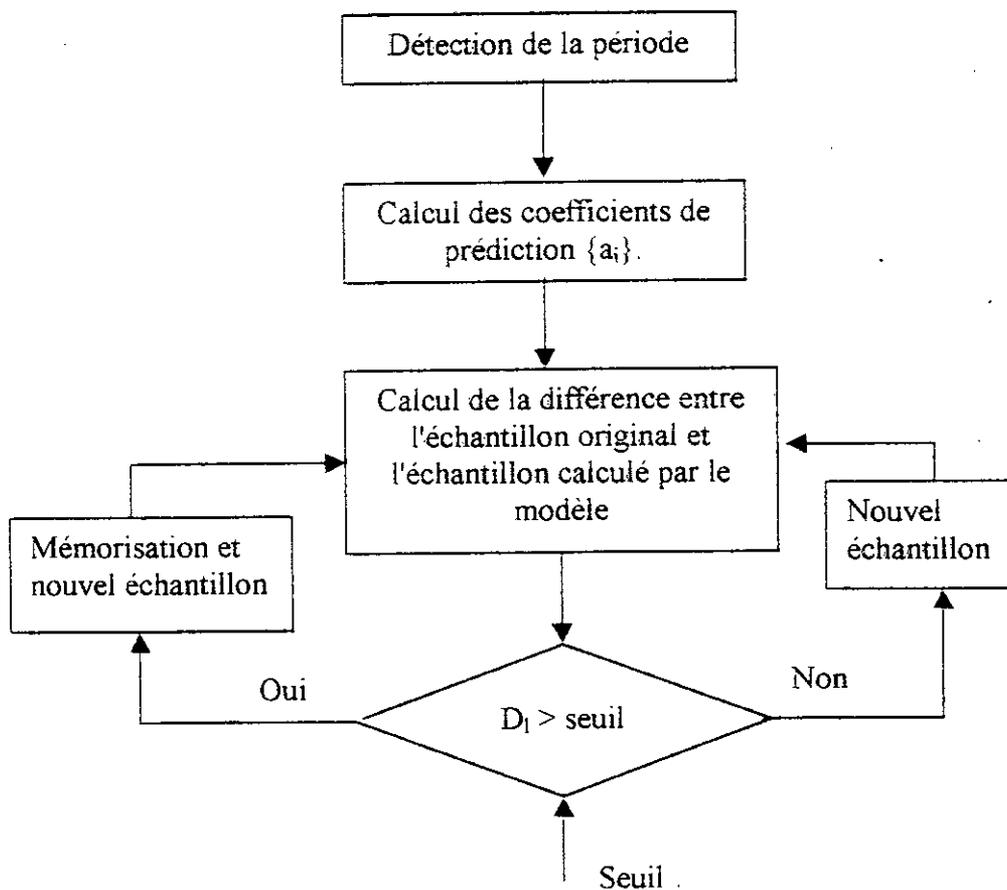


Fig. (III.3) Organigramme de l'algorithme de compression par prédiction à long terme.

2. Méthode de la transformée DCT

L'objectif d'un codage par transformée est de décomposer chaque bloc d'échantillons du signal à une séquence de coefficients non corrélés avec la concentration de l'énergie du signal dans le minimum possible de coefficients. Cette compression de l'énergie du signal rend les coefficients avec énergie élevée prioritaires lors de l'allocation de bits équ. (II.31). La transformée optimale qui décorrèle complètement les échantillons du signal est la transformée de Karhunen Loève (*KLT*), qui nécessite le calcul de la matrice d'autocorrélation des échantillons du signal et, le calcul des vecteurs propres de celle-ci. Donc, le noyau de cette transformée varie dans le temps avec la variation des statistiques du signal. En plus, le calcul de la décomposition propre est coûteux. Ceci rend cette transformée vidée de tout intérêt pratique, et est réservée comme référence pour l'évaluation des méthodes de compression par transformée.

La transformée en cosinus (*DCT*) est la plus proche de la *KLT* pour des signaux fortement corrélés [18]. Un algorithme de compression par la transformée *DCT* est implémenté et testé sur le signal ECG Fig. (III.5).

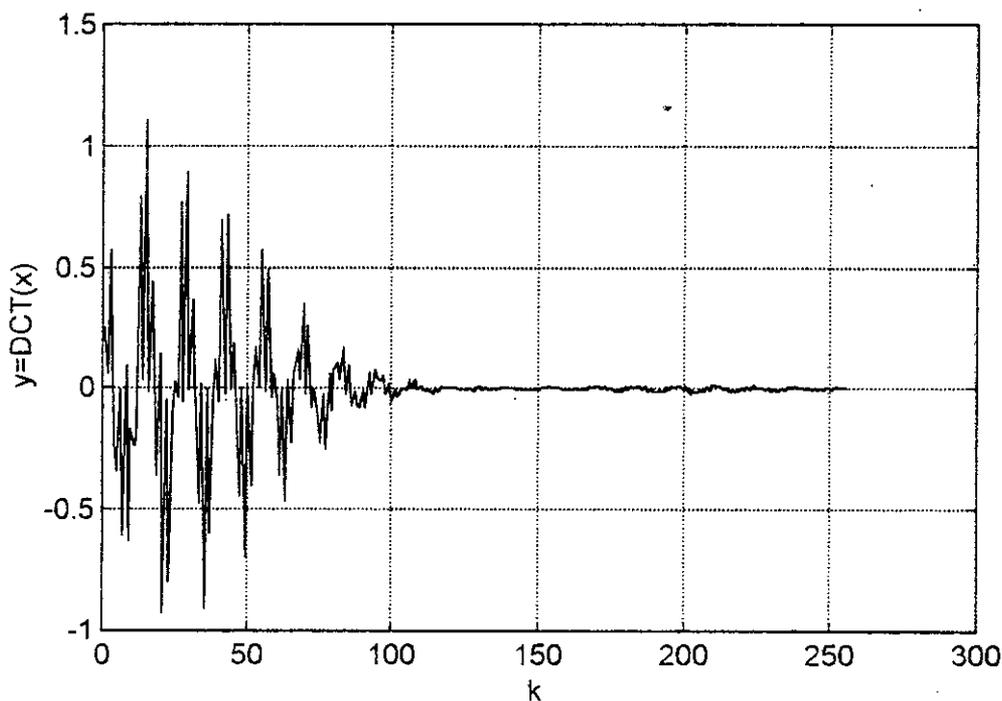


Fig. (III.4) Transformée DCT du signal ECG.

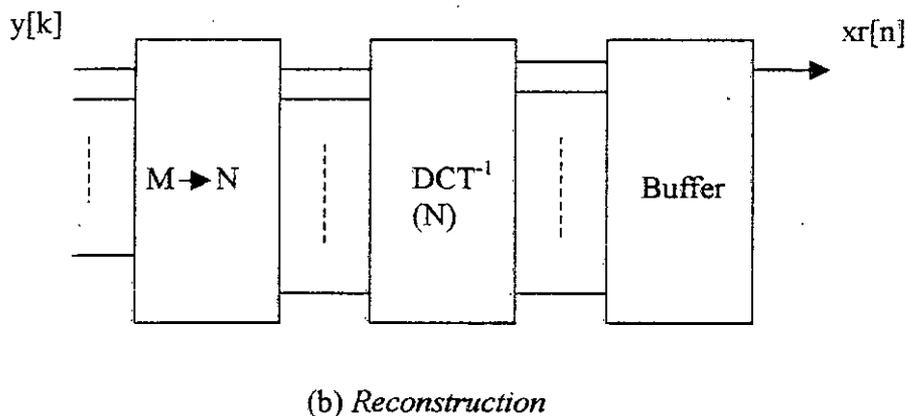
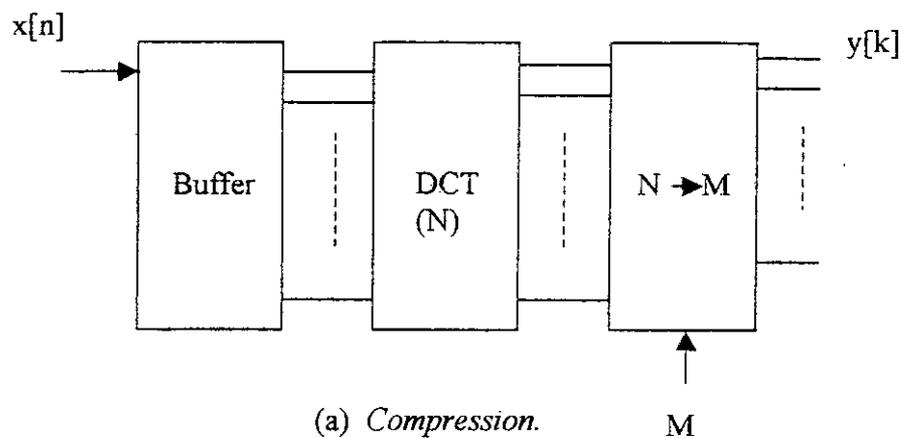


Fig. (III.5) Schéma bloc d'un système de compression par DCT,

$$P_{m-1}f = P_m f + Q_m f \quad (\text{III.27})$$

$P_m f$: la partie basse fréquence de f dans V_m .

$Q_m f$: La partie haute fréquence, représente les détails perdus en passant de V_{m-1} à V_m .

A partir de l'équ. (III.27), on peut écrire $Q_m f = P_{m-1}f - P_m f$; et $Q_m f \in W_m$. Comme la fonction $\phi(2^{-m}t - n)$; $n \in Z$, génère le sous espace V_m ; il est raisonnable de penser à une fonction $\psi(t)$ où $\psi(2^{-m}t - n)$; $n \in Z$, génère le sous espace W_m .

$\psi(t)$: est appelée *fonction ondelette*.

On peut remarquer que

$$V_{i-1} = W_i \oplus V_i = W_i \oplus W_{i+1} \oplus V_{i+1} = W_i \oplus W_{i+1} \oplus W_{i+2} \oplus \dots \quad (\text{III.28})$$

ce qui peut être exprimé par "la fonction $P_{m-1}f$ à une résolution peut être donnée comme la somme de détails à différents échelles".

4.2. Décomposition en ondelettes

Elle consiste à faire passer le signal à travers des blocks de traitement bien structuré; chaque bloc contient un filtre passe bas (la fonction échelle) et un filtre passe haut (la fonction ondelette), à la sortie de chaque filtre on applique une décimation de rapport "2"; Les sorties des filtres passe haut donnent les coefficients en ondelettes, tandis que la sortie du filtre passe bas est injectée dans le prochain bloc Fig. (III.6).

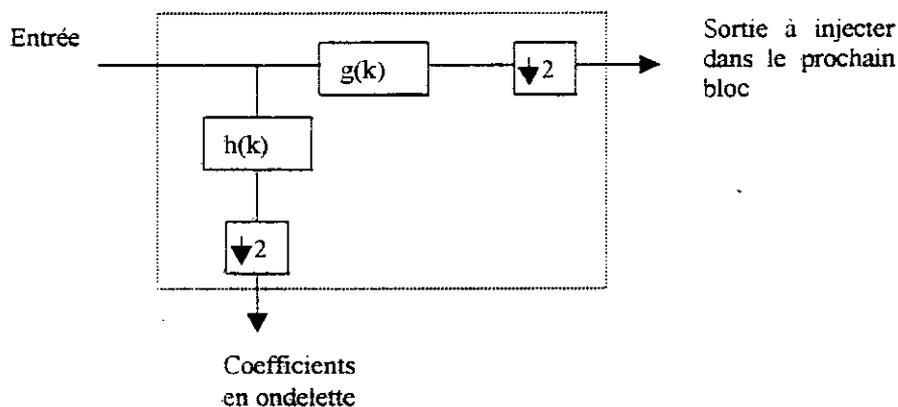


Fig. (III.6) Bloc de traitement de la transformée en ondelette s.

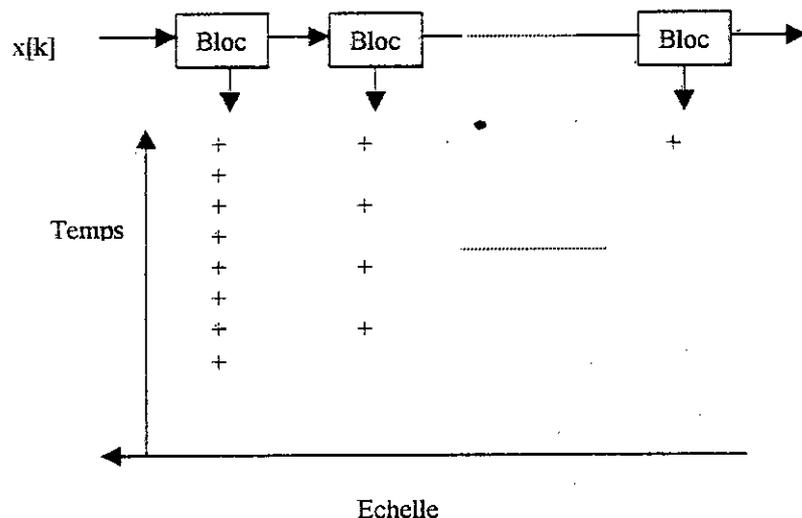


Fig. (III.7) Structure de l'algorithme de la transformée en ondelette (analyse).

La transformée inverse a une structure identique à la transformée directe, mais opérant dans le sens inverse et avec une modification au niveau des blocs de traitement; Le sous échantillonnage (décimation) est remplacé par un sur échantillonnage (interpolation). Cette opération est souvent dite "synthèse" [27].

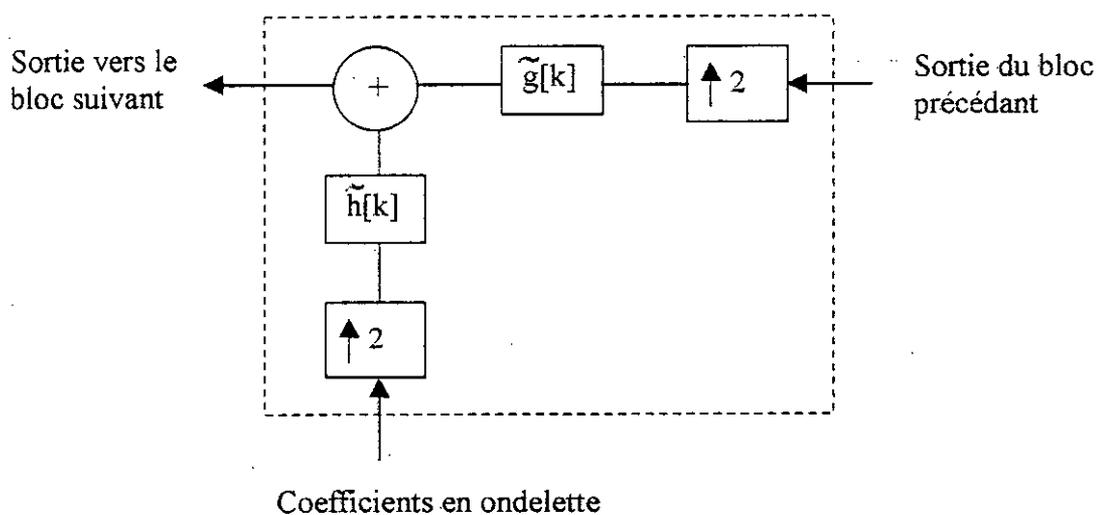


Fig. (III.8) Bloc de traitement de la transformée en ondelette inverse.

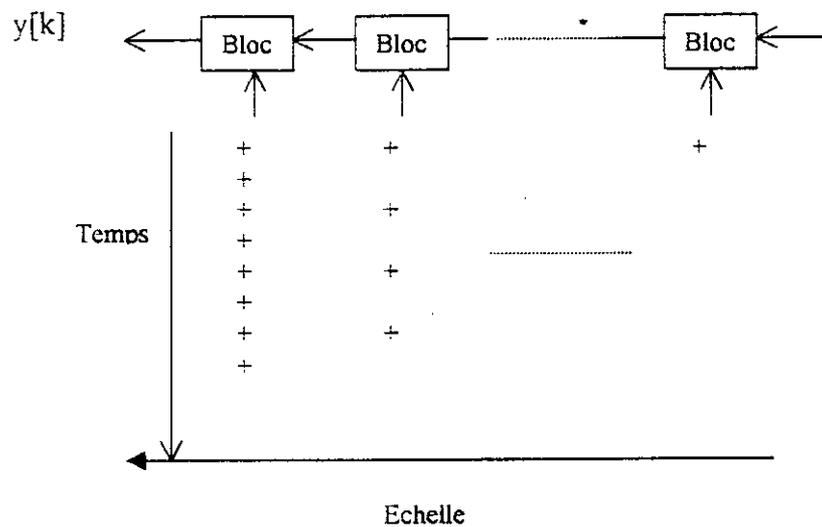


Fig. (III.9) *Structure de la transformée en ondelette inverse (synthèse).*

Il est à noter que les filtres $h[k]$ et $g[k]$ sont conçus en utilisant un type particulier de filtres qu'on appelle "Filtres Miroirs quadratiques" [22]. Il existe plusieurs variantes connues dans ce domaine, la plus simple étant l'ondelette de Haar qu'on a adoptée dans le présent travail.

4.3. Ondelette de Haar

L'ondelette de Haar est la plus simple à implémenter. Elle est définie par ses filtres passe bas et passe haut comme suit [11] :

$$g[k] = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}}, & k = 0, 1; \\ 0, & \text{ailleurs.} \end{cases} \quad (\text{III.30})$$

$$h[k] = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}}, & k = 0, \\ -\frac{1}{\sqrt{2}}, & k = 1, \\ 0, & \text{ailleurs.} \end{cases} \quad (\text{III.31})$$

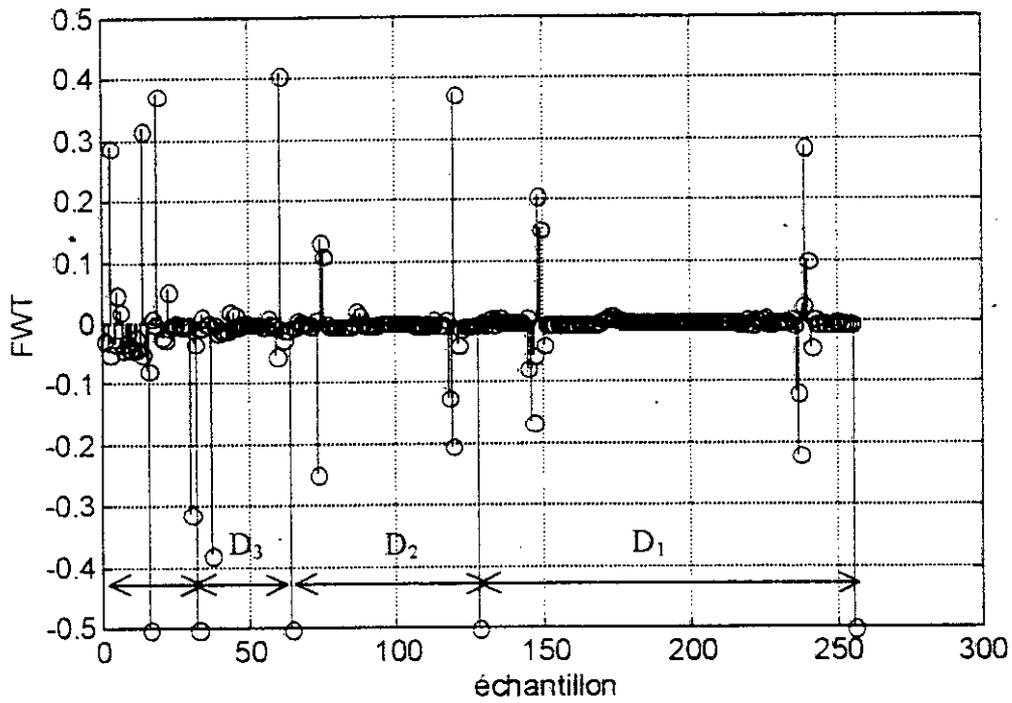
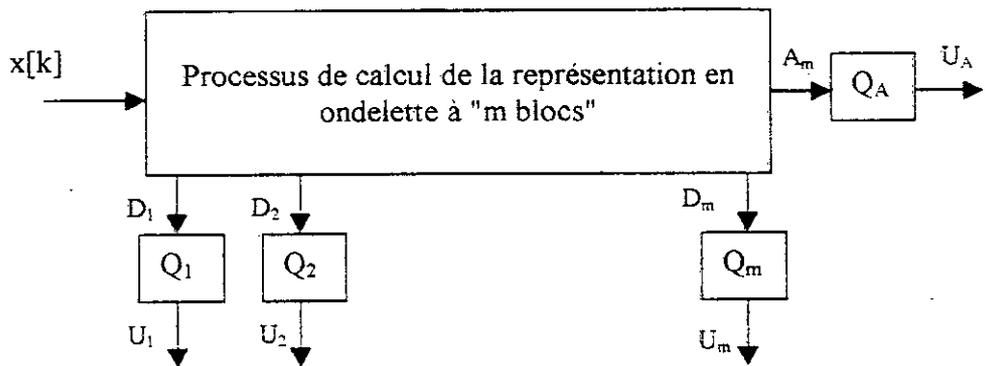


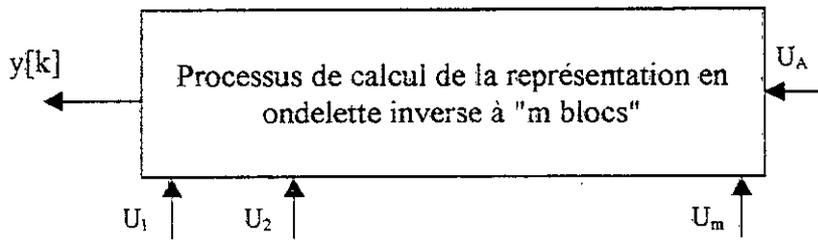
Fig. (III.10) Coefficients en ondelette du signal ECG.

4.4. Compression par ondelettes

La compression par ondelettes consiste à quantifier les coefficients en ondelettes Fig. (III.10), et accomplir une distribution rationnelle des bits disponibles sur les différents quantificateurs Fig. (III.11).



(a) Compression.



(b) Reconstruction.

Fig. (III.11) Schéma bloc général d'un système de compression par ondelettes.

Soit σ_r^2 la puissance de l'erreur de compression, et $\{\sigma_{qi}^2\}; i=1, \dots, m$ les puissances d'erreur introduits au niveau de chaque quantificateur Q_i ; alors on peut démontrer [26]:

$$\sigma_r^2 = 2^m \cdot \sigma_{qA}^2 + \sum_{i=1}^m 2^i \cdot \sigma_{qi}^2 \quad (\text{III.32})$$

Un raisonnement analogue à celui du (§. II.2.2.2) se basant sur la minimisation de l'erreur de reconstruction du signal, nous permet d'optimiser le nombre de bits à octroyer à chaque coefficient en ondelette (R_i), et on peut démontrer que :

$$R_i = \frac{1}{m+1} \left\{ R - \frac{1}{2} \left(m + \frac{m \cdot (m+1)}{2} \right) \right\} + \frac{i}{2} + \text{Log}_2 \left(\frac{\sigma_i}{\left[\sigma_A \cdot \prod_{j=1}^m \sigma_j \right]^{\frac{1}{m+1}}} \right) \quad (\text{III.33})$$

$i=1, 2, \dots, m, A$.

R : étant le nombre total de bit disponible peut être exprimé par :

$$R = R_A + \sum_{i=1}^m R_i \quad (\text{III.34})$$

σ_i : étant la puissance correspondant au coefficient en ondelette i ($i=1, 2, \dots, m, A$).

On remarque que les composantes basses fréquence nécessitent plus de bits que les composantes haute fréquences, ceci se traduit dans la programmation de l'algorithme par un seuillage non uniforme, i.e. on applique un seuil décroissant dans le sens de la diffusion du signal. La distribution du seuil prend la loi: $\text{Seuil}_j = 2^j \cdot \text{Seuil}$ dans notre programme.

Conclusion

Les techniques de compression développées dans ce chapitre ont pour objectif d'éliminer la redondance statistique entre les échantillons en vue de représenter le signal avec un nombre minimum d'échantillons. La compression par les méthodes directes est traduite par une modélisation du signal. Le modèle nous permet de reproduire les échantillons du signal connaissant quelques échantillons (cas de la méthode des splines) et les paramètres du modèle (cas de la méthode de prédiction à long terme).

Les transformées orthogonales ont pour objectif de décorréler les échantillons du signal. La DCT fait partie des transformées dites spectrales, a pour effet de compacter l'énergie du signal dans un nombre limité d'échantillons de la séquence transformée, et une compression consiste à représenter un bloc d'échantillons du signal original par leurs composantes basses fréquences dans l'espace transformée.

La méthode des ondelettes consiste à éliminer les détails qui n'influent pas sur le signal vis à vis du critère subjectif de la vision.

Chapitre : IV

Résultats et Discussion

Notre travail consiste à programmer les quatre algorithmes de compression expliqués ci-dessus, et présenter les résultats de l'application de ces algorithmes sur le signal ECG. Ces algorithmes sont développés en utilisant le compilateur MATLAB 5.2. et testés en utilisant des signaux réels issus de la base de données disponible au laboratoire.

Les trois méthodes (Splines, Prédiction à long terme, et la méthode des ondelette) sont appelées "méthodes avec tolérance". Le seuil de tolérance dans ces méthodes peut être variable et pour chaque valeur on a un rapport de compression et une erreur de compression. La méthode de prédiction à long terme est implémentée avec un ordre $p = 3$, ce choix nous permet une bonne modélisation avec une puissance de calcul réduite. La méthode des ondelettes est programmée avec quatre blocs comme un bon choix après plusieurs essais sur des nombres de blocs différents. La méthode de compression par la transformée DCT est programmée en utilisant des blocs de 256 échantillons, l'algorithme est basé sur l'élimination des composantes hautes fréquences dans le domaine transformé.

1. Résultats

La base de données utilisée pour tester ces algorithmes est formée de trois signaux : un signal ECG normal sans bruit (Signal A) , un signal bruité (Signal B1), et un signal fortement bruité (Signal B2). Tous ces signaux sont échantillonnés avec une fréquence de 200 Hz et prélevés sur une durée de 1 minute ce qui fait 12000 échantillons pour chaque signal Fig. (IV 1,7 et 8).

2.1. Signal ECG sans bruit

Dans ce cas, les algorithmes de compression sont testés en utilisant un signal ECG normal (signal A) Fig. (IV.1). Les résultats se présentent sous forme de courbes du signal reconstruit ; deux courbes pour chaque algorithme afin de présenter les deux cas : cas d'un rapport de compression relativement faible et le cas d'un rapport de compression relativement élevé ; et sous forme de tableau pour comparer ces méthodes par des critères objectifs (le rapport de compression CR, et la distance relative PRD.) Tab. (IV.1). Pour une comparaison plus significative, nous avons dressé la courbe représentant la variation du rapport de compression avec la variation de la distorsion pour chaque méthode Fig. (IV.6).

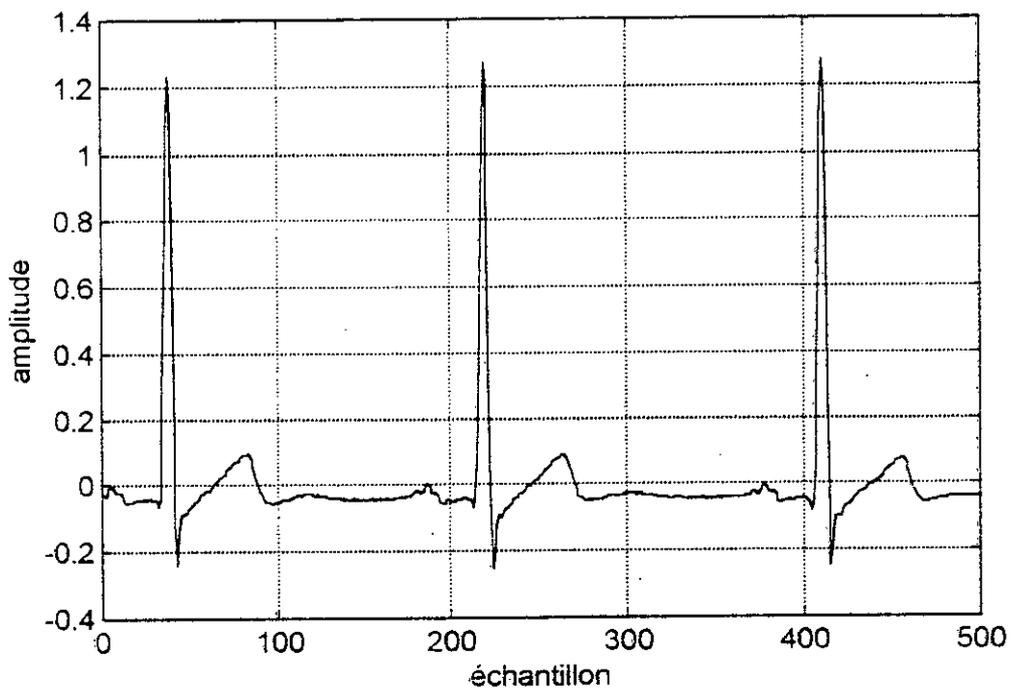
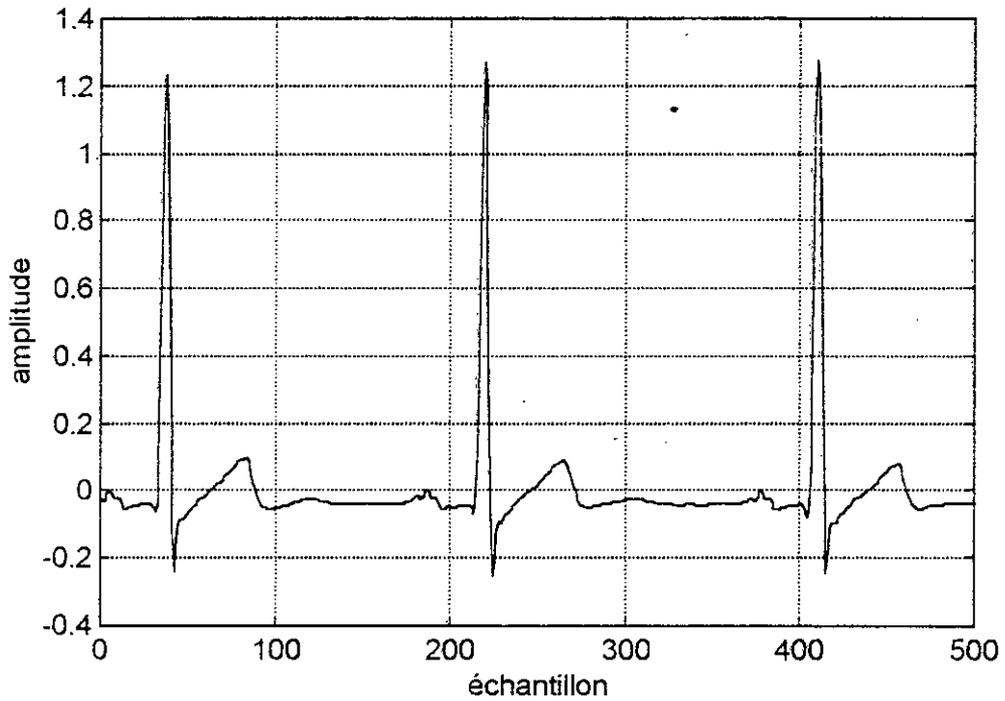
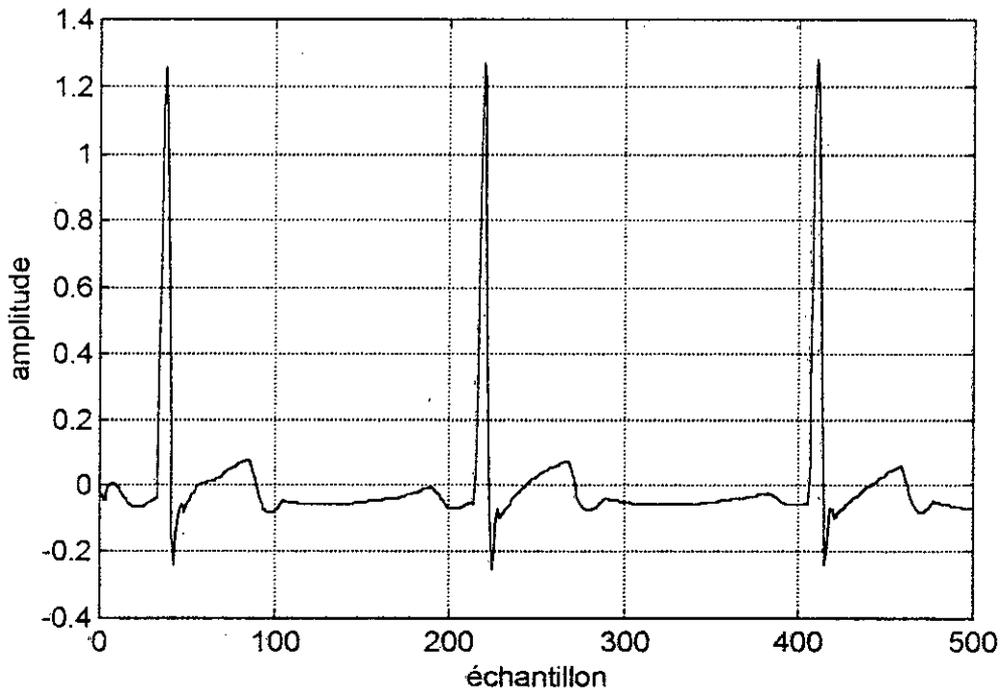


Fig.(1) *Signal électrocardiographique normal.*

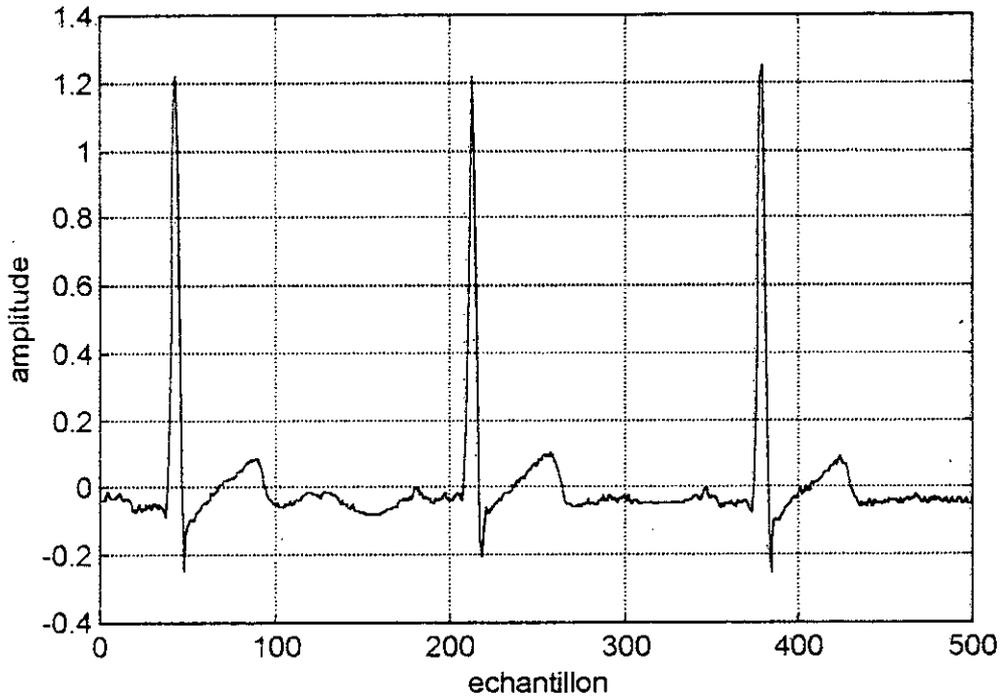


Seuil = 0.005 ; CR = 4.76 ; PRD = 1.26%.

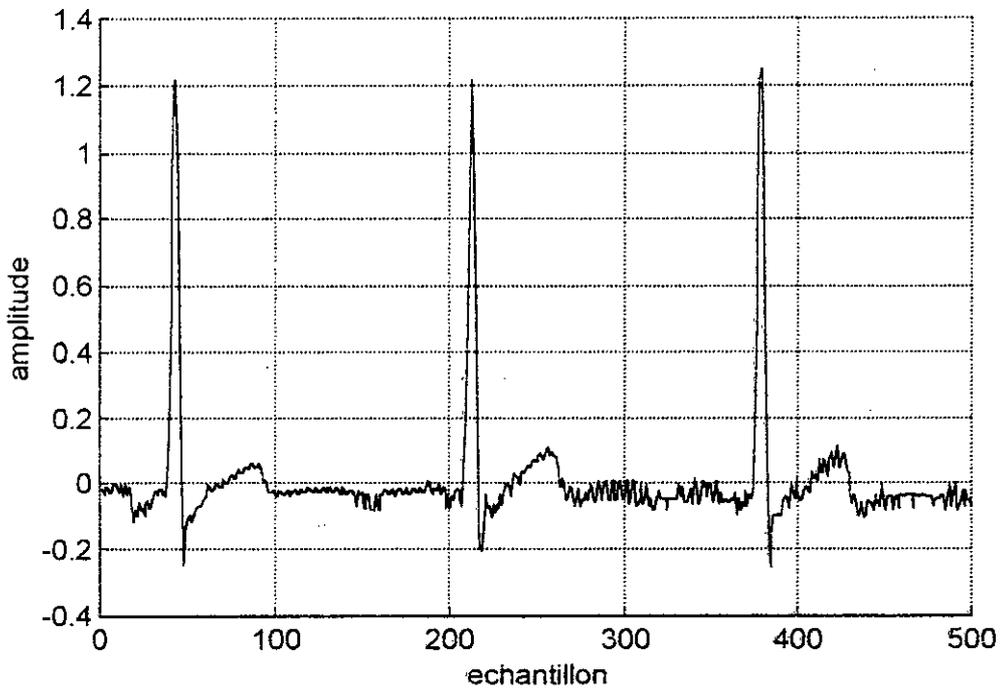


Seuil = 0.030 ; CR = 11.60 ; PRD = 8.89%.

Fig. (IV.2) Signal reconstruit par l'algorithme des splines.

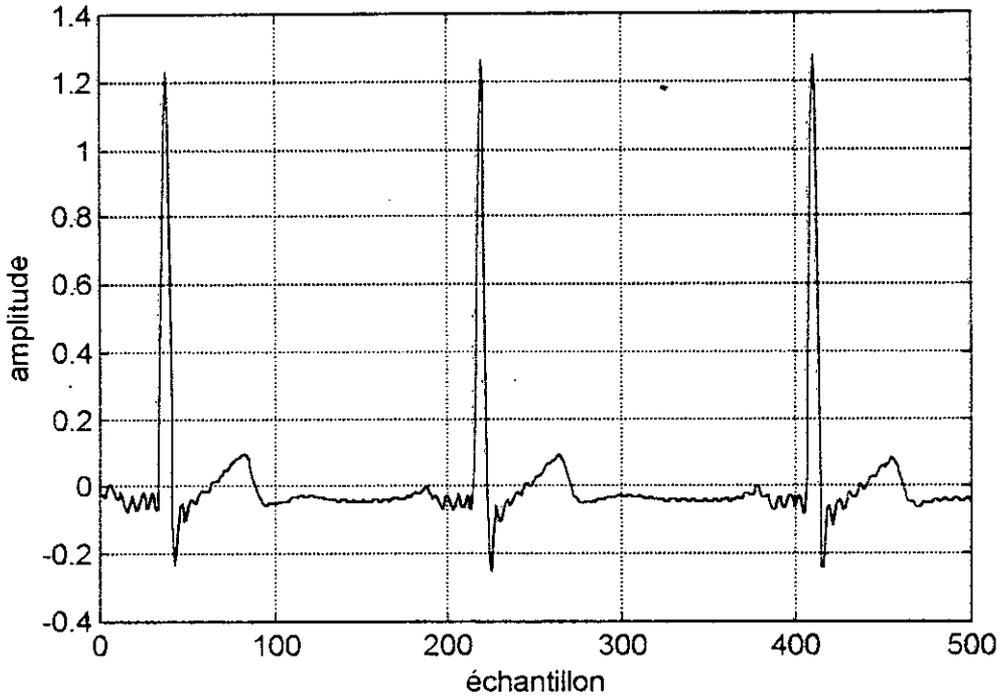


Seuil = 0.015 ; CR = 3.17 ; PRD = 3.53.

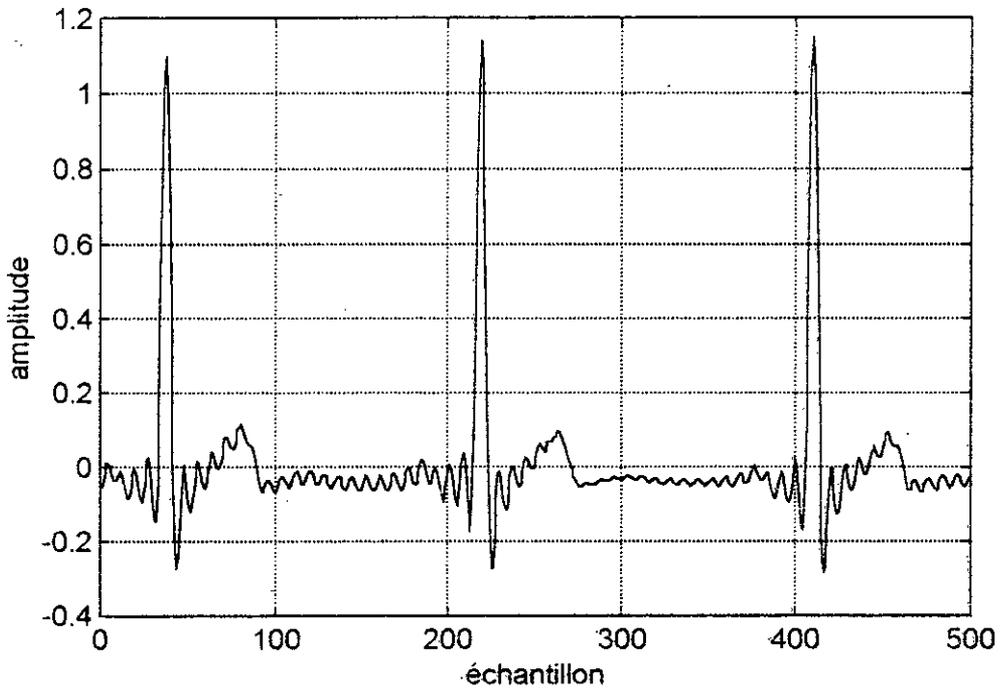


Seuil = 0.050 ; CR = 7.55 ; PRD = 10.86.

Fig. (IV.3) *Signal reconstruit par l'algorithme de compression par prédiction à long terme.*

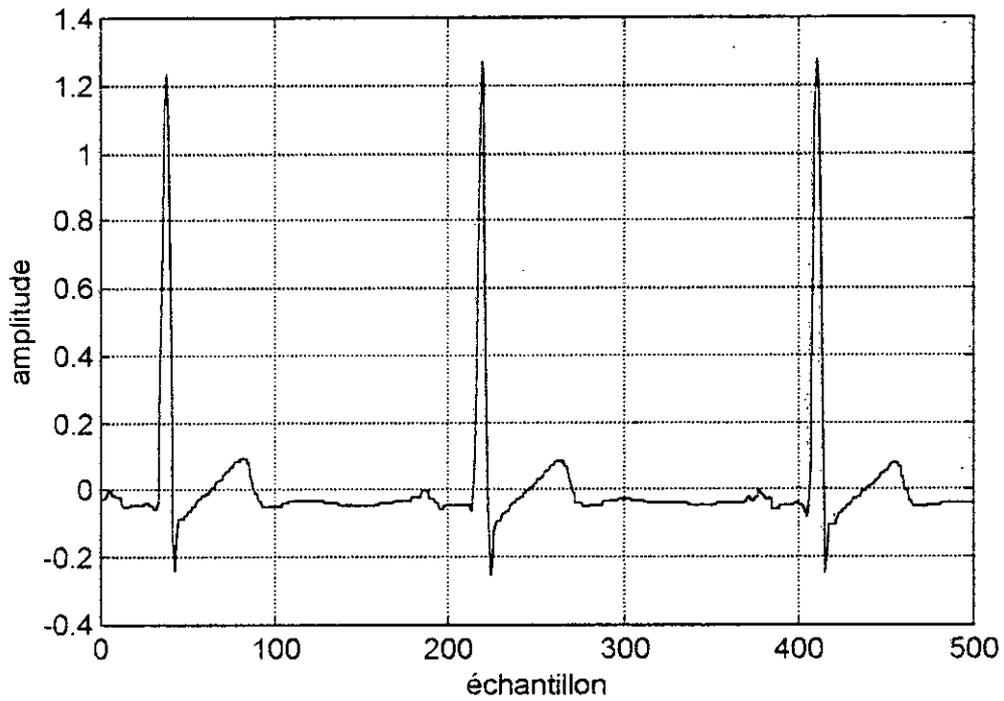


CR = 3.00 ; PRD = 7.04%.

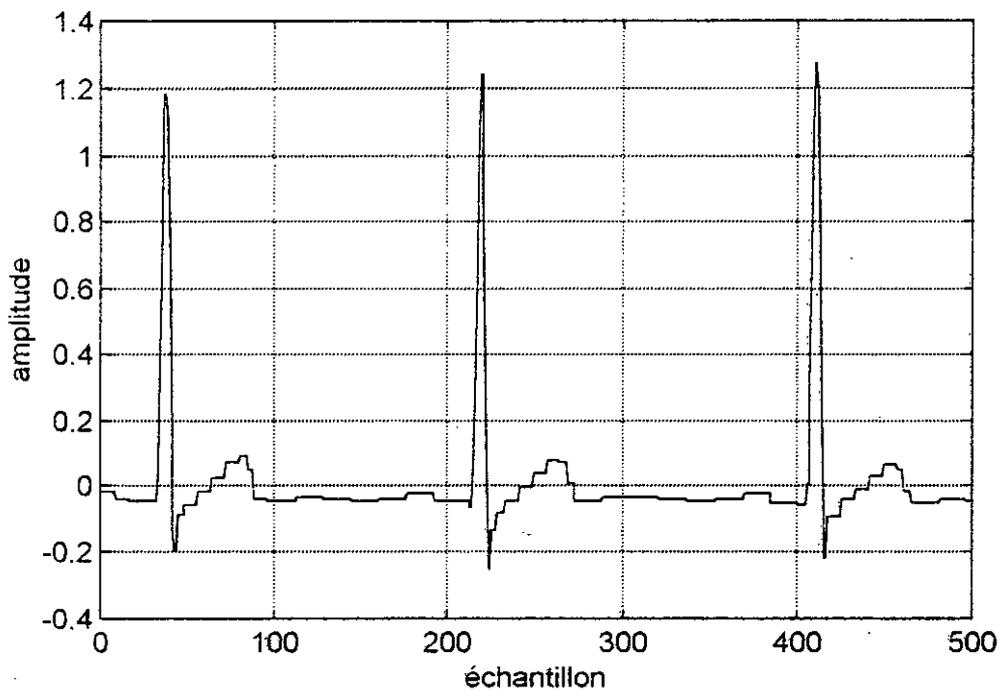


CR = 3.99 ; PRD = 22.11.

Fig. (IV.4) Signal reconstruit par l'algorithme de la DCT.



Seuil = 0.010; CR = 3.29; PRD = 1.73%.



Seuil = 0.075; CR=7.11; PRD = 6.37%.

Fig.(IV.5) *Signal reconstruit par l'algorithme des ondelettes.*

	CR	PRD
Splines	11.60	8.89%
Prédiction linéaire à long terme	7.55	10.86%
DCT	3.00	7.04%
Ondelettes	7.11	6.37%

Tab. (IV.1) *Evaluation de techniques de compression par des critères objectifs.*

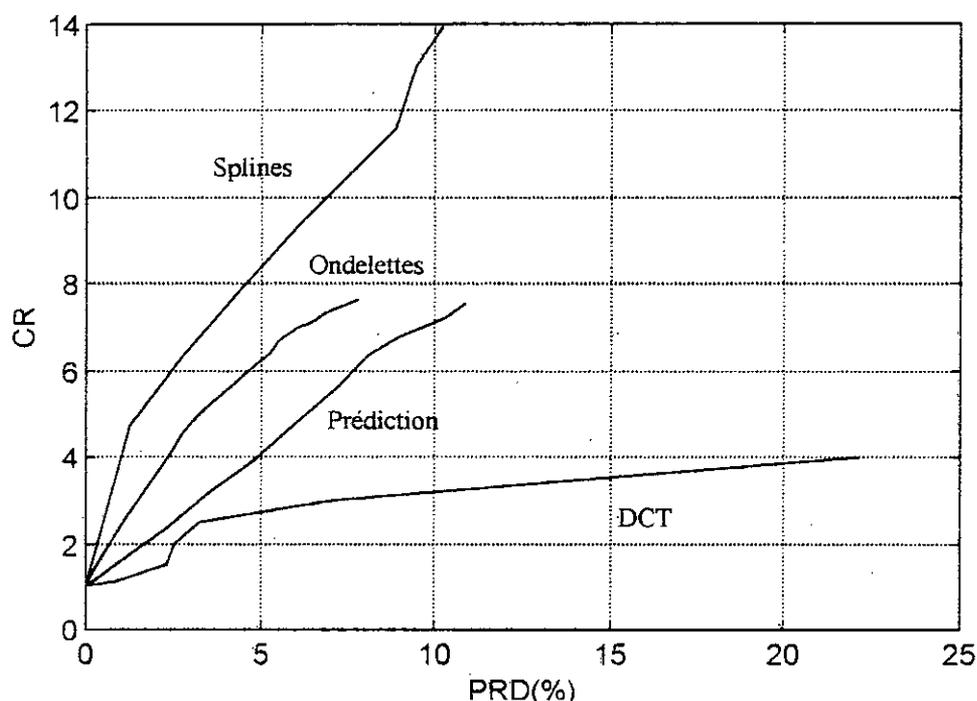


Fig. (IV.6) *La fonction $CR = f(PRD)$; pour les différentes techniques de compression.*

2.2. SIGNAL ECG BRUITE :

En pratique les signaux collectés sont souvent contaminés par des bruits tel que le bruit de fond au niveau des capteurs; c'est pourquoi, le test de la réponse des algorithmes de traitement aux signaux bruités est très important. Dans cette section on excite nos algorithmes par un signal ECG bruité Fig. (IV.7 et 8) ; et on présente les résultats sous forme de courbes (Signal reconstruit), ainsi que le critère objectif (rapport de compression: CR).

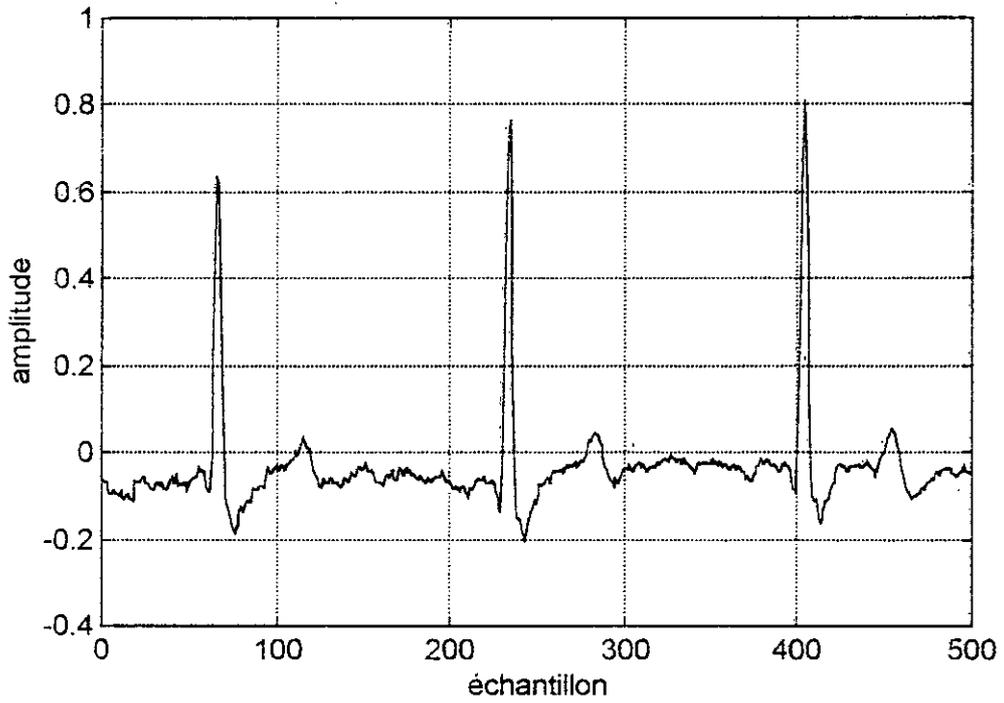


Fig. (IV.7) Signal ECG bruité (Signal B1).

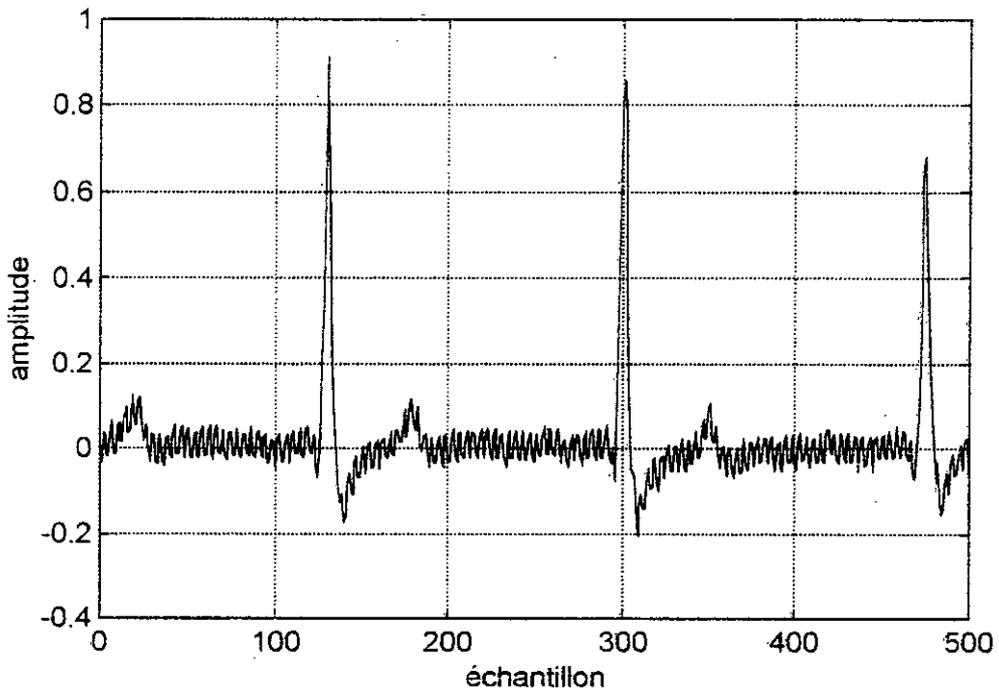
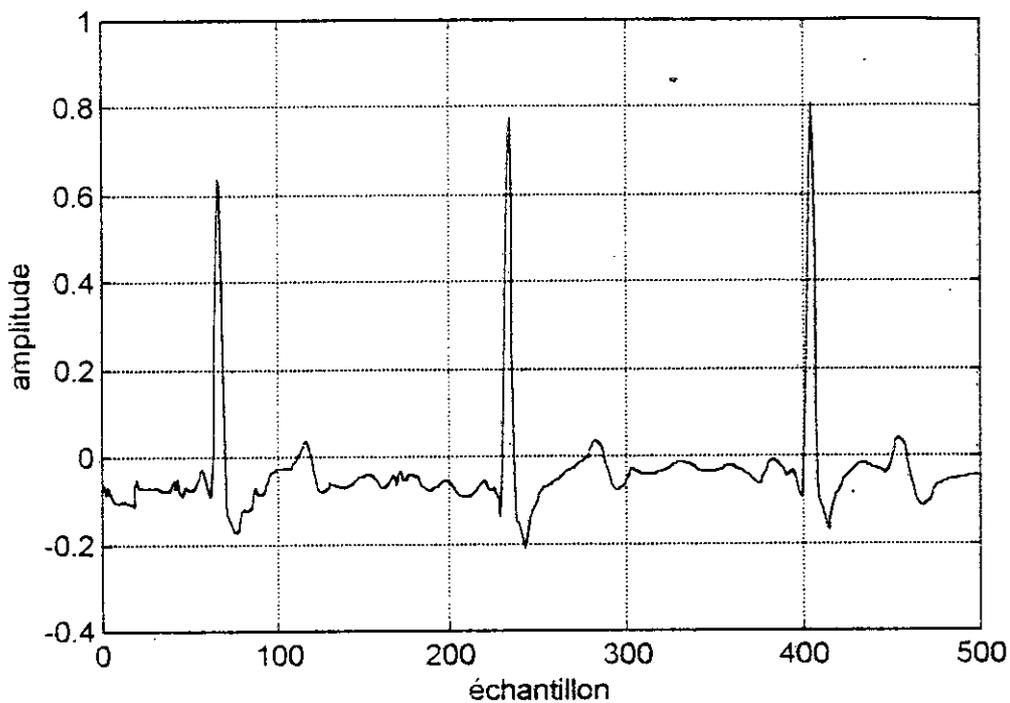
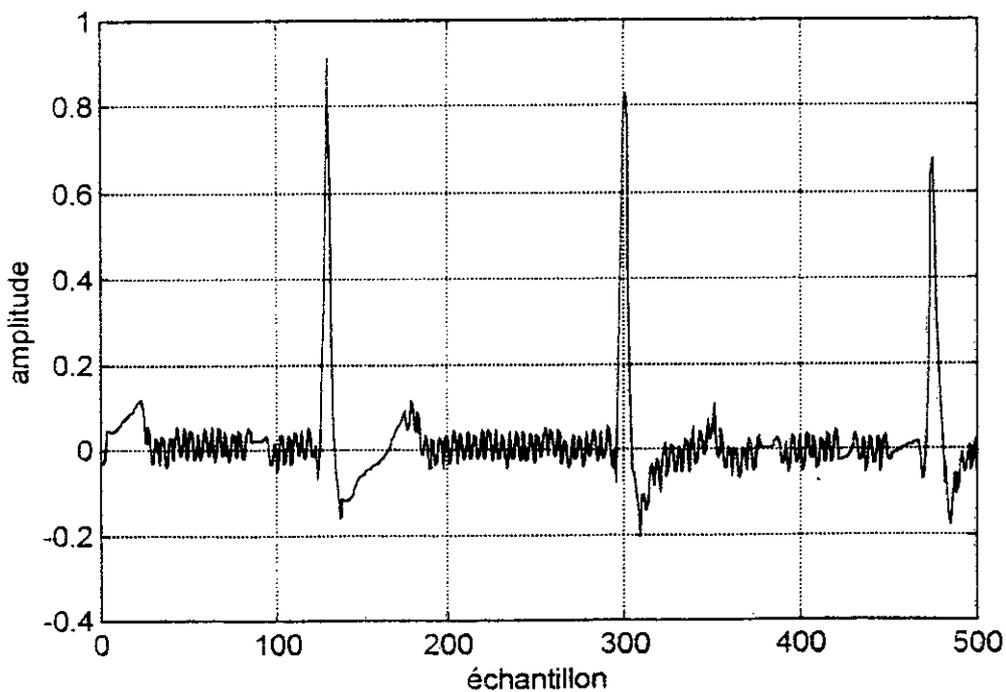


Fig. (IV.8) Signal ECG fortement bruité (Signal B2).

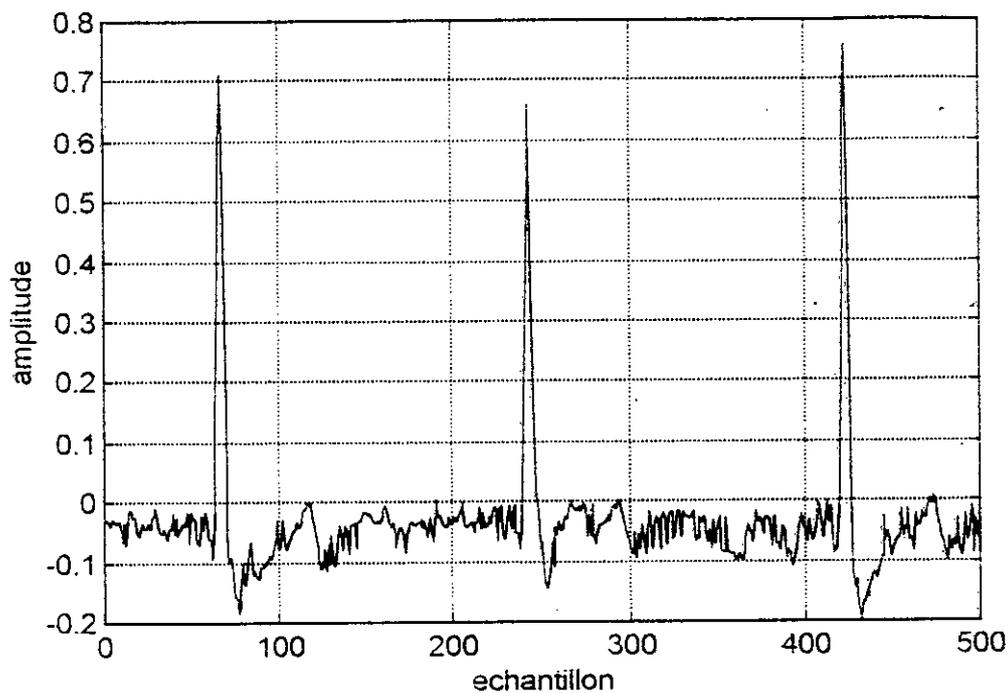


Seuil=0.02 ; CR = 3.60 (Signal reconstruit de B1).

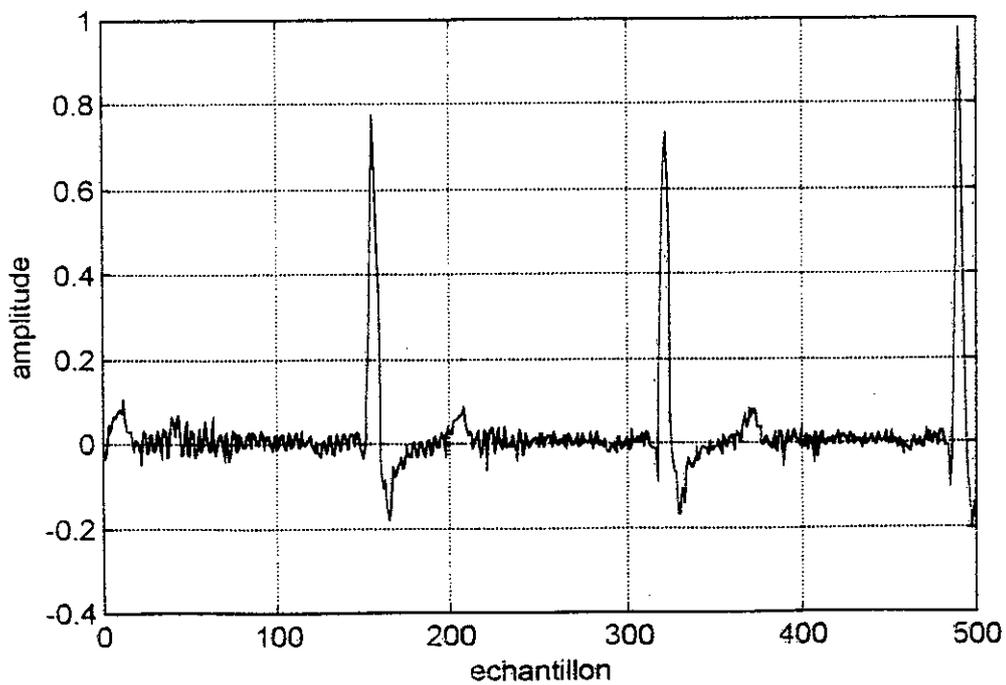


Seuil = 0.065 ; CR = 7.35 (Signal reconstruit de B2).

Fig. (IV.9) Signaux reconstruits par l'algorithme des splines.

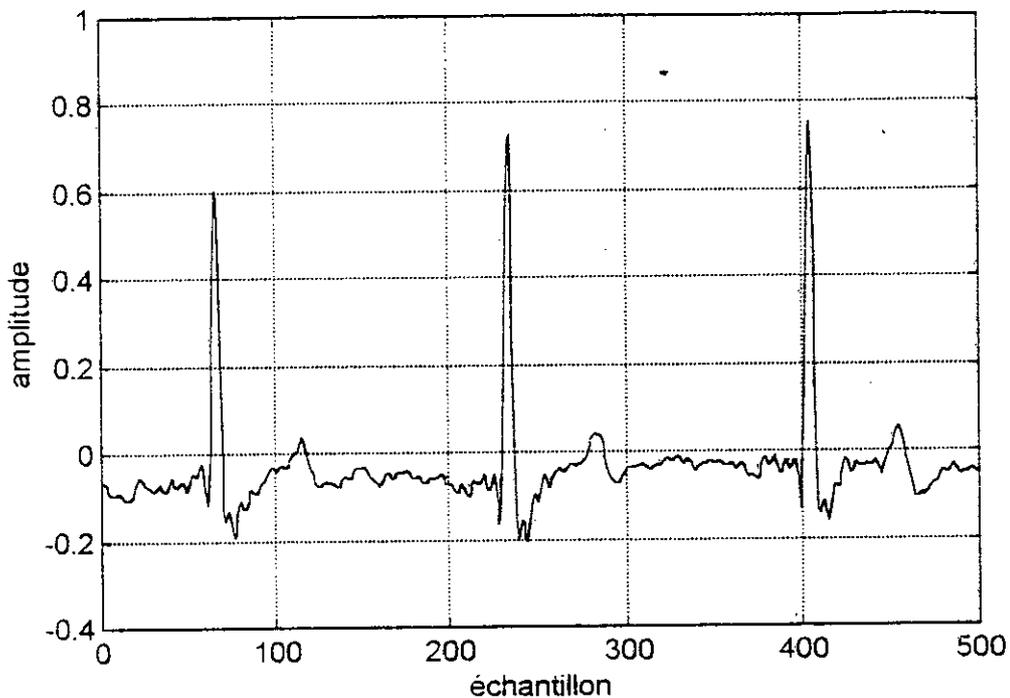


Seuil = 0.045 ; CR = 3.35 (Signal reconstruit de B1).

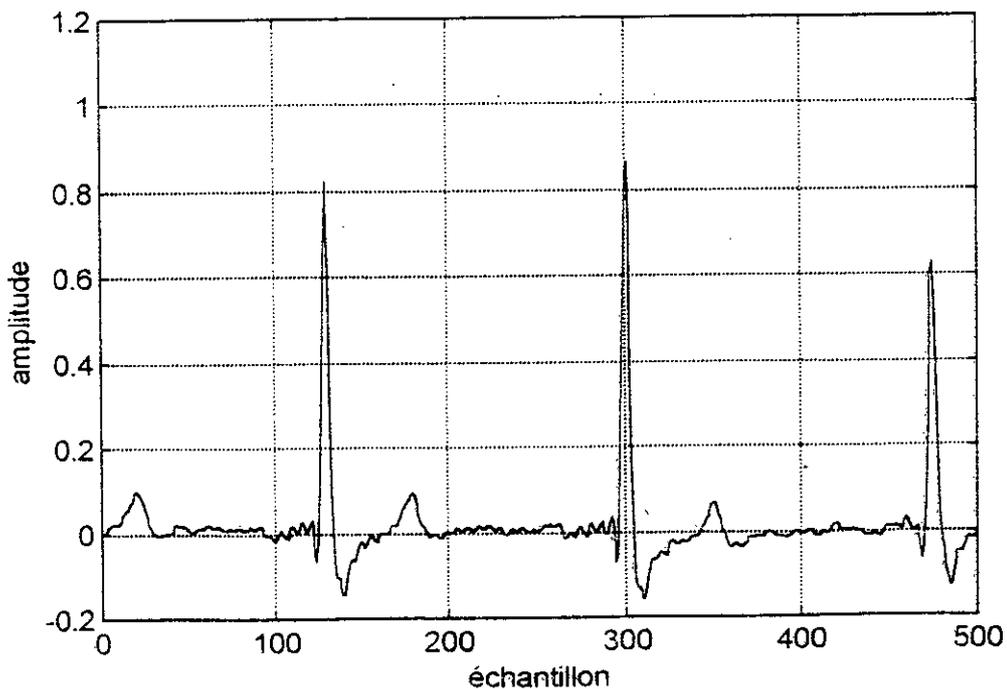


Seuil = 0.055 ; CR = 7.95 (Signal reconstruit de B2).

Fig. (IV.10) Signaux reconstruits par l'algorithme de prédiction à long terme.

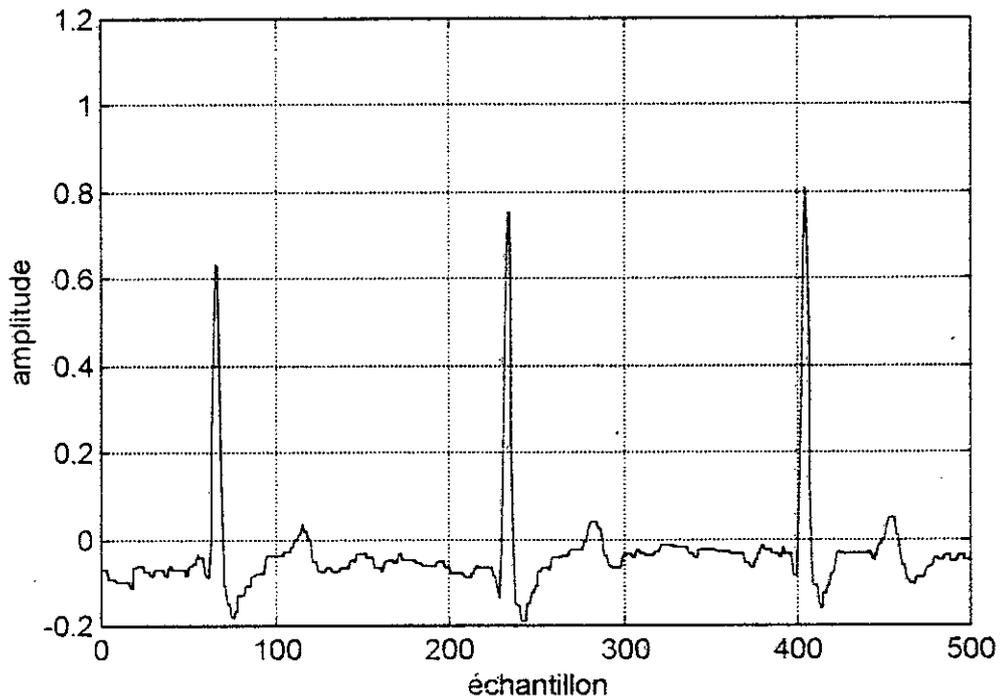


CR = 3.00 (Signal reconstruit de B1).

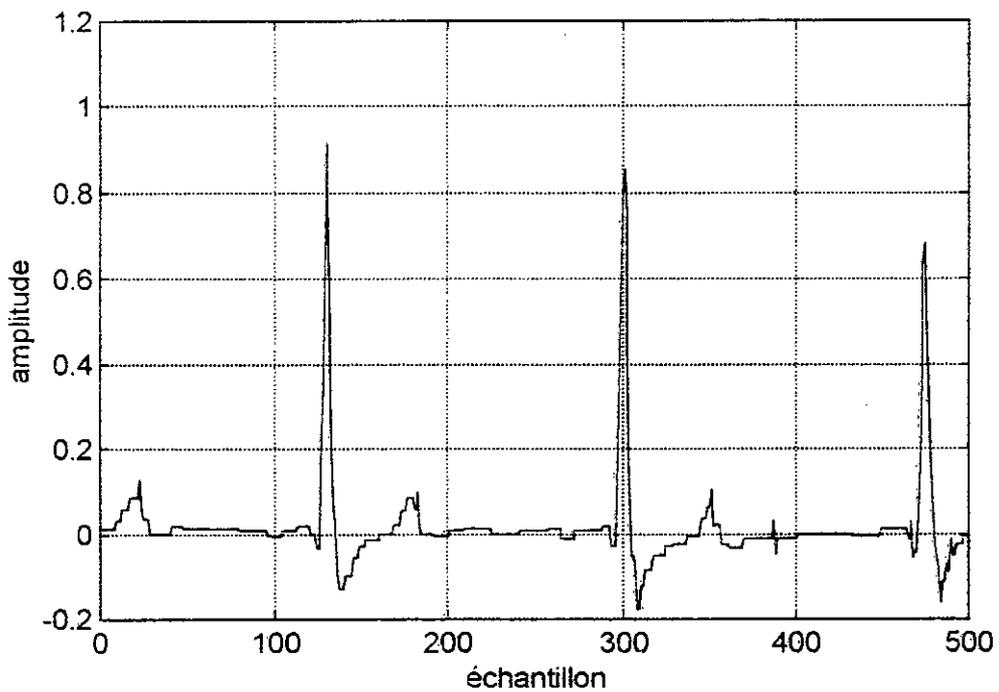


CR = 3.00 (Signal reconstruit de B2)

Fig. (IV.11) Signaux reconstruits par l'algorithme de la DCT.



Seuil = 0.015 ; CR = 2.97 (Signal reconstruit de "B1").



Seuil = 0.040 ; CR = 4.82 (Signal reconstruit de B2).

Fig. (IV.12) Signaux reconstruits par l'algorithme des ondelettes.

2. Discussion

Les techniques de compression du signal ECG s'étalent sur un large spectre et les techniques étudiées ici sont parmi les méthodes les plus récentes. Les méthodes directes se résument à accorder un "modèle" aux échantillons du signal, et de ce fait, certains de ces échantillons peuvent être reproduits connaissant un nombre minimum d'échantillons et/ou les paramètres du modèle. Les techniques par transformées utilisent les transformées orthogonales pour décorréler les échantillons du signal et approximer, ensuite, ce signal par les coefficients prépondérants dans l'espace transformée. De ce fait, il est utile d'appliquer les différentes techniques de compression sur un signal particulier pour évaluer les performances, et par la suite faire le choix sur la technique la plus adéquate. Dans cette optique, et pour notre application (signal ECG) on a sélectionné quatre techniques:

- La méthode des splines est une méthode directe interpolative, dans laquelle on modélise le signal par une succession de segments de polynômes d'ordre trois. On note que les paramètres du modèle dans ce cas ne sont pas mémorisés et peuvent être reproduits à partir des échantillons de contrôles.
- La méthode de compression par prédiction à long terme est une méthode prédictive qui convient le mieux au signal ECG, et les paramètres du modèle dans ce cas doivent être mémorisés.
- Parmi les méthodes par transformées, il est bien connu que la transformée de Karhunen Loève (KLT) présente les performances optimales au sens de la compression, mais ne peut être implémenté pratiquement. La transformée réalisable pratiquement et qui donne des performances les plus proches de la KLT est la transformée en cosinus (DCT). Un algorithme de compression à base de la DCT est implémenté et testé sur le signal ECG.
- La représentation en ondelettes de Haar est un algorithme récursif qui consiste à décomposer le signal en chaque étape en une composante représentant le signal à une résolution plus faible, et une autre composante représentant les détails perdus en passant de la résolution précédentes à la résolution actuelle. La compression par ondelettes est basée sur la quantification des coefficients de la représentation en ondelettes, l'algorithme implémenté dans notre cas consiste à éliminer les coefficients (détails) dont l'amplitude est en dessous d'un certain seuil.

Les résultats des tests effectués montrent la différence qui existe au niveau des performances de ces techniques de compression appliquées au signal ECG. Ces performances peuvent être analysées selon quatre axes principaux à tenir en compte lors des implémentations pratiques.

- La fonction Rapport de compression / Distorsion.
- L'effet du bruit.
- La qualité du signal reconstruit.
- Puissance de calcul nécessaire.

- 1) *Fonction CR/PRD*: La figure (IV.6) présente cette fonction pour chaque technique de compression développée. On remarque que la méthode des splines présente les meilleurs résultats avec des rapports de compression les plus élevés pour des distorsions les plus faibles. Les méthodes par ondelettes et par prédiction à long terme présentent des résultats intéressants comparées à la méthode de la DCT, et la méthode des ondelettes l'emporte. La méthode de la DCT présente la fonction CR/PRD la plus basse, et dispose d'un point de fonctionnement intéressant au niveau de $CR = 3$.
- 2) *Effet du bruit* : Lorsqu'on applique un signal bruité à un algorithme de compression, il est clair que le rapport de compression (CR) est dégradé autant que la puissance du bruit est élevée, et pour avoir un rapport de compression acceptable il est recommandé d'augmenter la tolérance (Seuil). Les résultats des tests montrent que la sensibilité de ces algorithmes aux bruits diffère d'un algorithme à l'autre et que l'algorithme de la DCT est meilleur vis à vis des signaux bruités.
- 3) *Qualité du signal reconstruit* : La quasi-totalité des algorithmes de compression provoque un lissage au niveau du signal, et les détails fins sont perdus autant que la tolérance (seuil) et/ou le rapport de compression est élevé . C'est pourquoi, on doit tenir soin lors du choix du seuil de ne pas perdre l'onde "P" du signal ECG. Quelques méthodes provoquent des dégradations particulières au niveau du signal reconstruit, surtout pour des rapports de compression assez élevés. Citons la méthode de prédiction à long terme qui provoque un parasitage et nécessite ainsi un post-filtrage ; La méthode des ondelettes et pour des rapports de compression assez élevés, le signal reconstruit présente des discontinuités ; Et la méthode de la DCT induit des ondulations au niveau des points de variations rapides et surtout au niveau de l'onde "QRS".

Conclusion

Cette étude nous a permis de toucher de plus près les problèmes principaux liés au traitement d'un signal particulier : le signal électrocardiographique qui est un signal aléatoire non stationnaire avec un caractère périodique.

Le premier problème rencontré était la caractérisation de ce signal, i.e. avec quelle classe de signaux il peut être classé, et quels estimateurs à utiliser pour calculer ses statistiques ? . Pour résoudre ce problème ; en première approximation, on le considère comme un signal cyclostationnaire à phase aléatoire : cette approche permet d'établir des estimateurs moyennés sur la largeur d'une période. Ces estimateurs sont simples mais ne tiennent pas en compte la morphologie interne du signal. Une autre approche consiste à considérer une représentation temps-fréquence dans laquelle on calcule la transformée de Fourier à fenêtre glissante pour établir une décomposition spectrale du signal.

La compression du signal ECG est étudiée dans le cadre de la théorie de compression de la forme d'onde d'une manière générale. En effet, la compression est l'élimination de redondance, la redondance peut être due à la non-uniformité de distribution des échantillons comme elle peut être due à la dépendance statistique entre les échantillons. Dans ce travail on s'est intéressé uniquement au deuxième type de redondance et on l'élimine par des méthodes dites "irréversibles" car le signal est toujours reconstruit avec erreur dite "distorsion". Un processus de compression est caractérisé essentiellement par sa complexité de calcul et par ses performances exprimées en terme de rapport compression et qualité du signal reconstruit.

Les méthodes de compression sont multiples. Il est intéressant d'appliquer ces différentes techniques sur un signal particulier et voir laquelle des méthodes donne les meilleurs résultats. Durant notre travail, on était devant un grand nombre de techniques de compression, et il fallait faire un choix sur certaines techniques à programmer et à tester. Notre recherche sur les techniques les plus intéressantes nous a conduit à développer quatre techniques à savoir : La méthode des splines cubiques, La méthode de prédiction à long terme, L'algorithme de la DCT, et la méthode des ondelettes. Ces algorithmes sont développés et testés sur le signal ECG, mais peuvent être appliqués sur un signal quelconque. Ce travail se veut une étude comparative de ces quatre techniques appliquées sur le signal ECG.

Les résultats des tests montrent que la méthode des splines offre les meilleurs résultats en terme de la fonction (Rapport de compression/Distorsion), même la qualité du signal reconstruit est impressionnante. Le rapport de compression dans ce cas peut aller à "11", avec une distorsion de 8%. La méthode des ondelettes donne des résultats intéressants et lorsque le rapport de compression augmente (au-delà de "7") la forme du signal reconstruit est dégradée par des discontinuités (prend une forme en échelle). La méthode de prédiction à long terme donne une fonction (Rapport de compression /Distorsion) meilleure comparée à celle de la méthode de la DCT ; mais, le signal reconstruit présente des dégradations (sous forme d'un bruit additif) qui augmente avec l'augmentation du rapport de compression. La méthode de la DCT est moins performante au sens de la fonction (Rapport de compression/Distorsion), mais, on doit noter que cette méthode dispose d'un point de fonctionnement très intéressant au niveau de $CR = 3$.

Pour un signal ECG bruité, le rapport de compression est dégradé pour les méthodes avec tolérance (seuil), et pour maintenir un rapport de compression acceptable on doit augmenter le seuil de tolérance. Il est à noter que la méthode de la DCT et la méthode des ondelettes présentent une propriété intéressante, à savoir l'élimination du bruit, ce qui fait un filtrage intrinsèque du signal.

Pour une implémentation pratique, le choix d'une technique de compression dépend de plusieurs facteurs, tels que :

- L'objectif visé de la compression, et à quel degré la qualité clinique du signal reconstruit est exigée.
- La puissance de calcul des moyens disponibles.
- La présence du bruit dans le signal original.

Références Bibliographiques

- [1] M.KRIM, "Cardiologie," O.P.U. Alger, 1997.
- [2] J. GAY, M. DESNOS, P. BENOIT, "L'électrocardiogramme," édition Frison Roche. 1991.
- [3] A. Nasri, "Approche Ascendante pour la reconnaissance syntaxique du complexe QRS : Mise en œuvre et évaluation," Thèse de Magister :ENP 1994.
- [4] A. Papoulis, "Probability, Random variables, and Stochastic processes," McGraw-Hill 2nd edition, 1985.
- [5] A. GARDNER, "Characterisation of Cyclostationary Random Processes," *IEEE trans.inform.théory*, vol. IT 21, N°1, Janaury 1975.
- [6] W.A. Gardner, "An introduction to cyclostationary signals," Ed New York, IEEE Press 1994.
- [7] O. Fokapu, "Contribution à l'analyse du signal ECG dans les domaines temps, fréquence, et mixte," thèse. Université Claude Bernard-Lyon1, 1991.
- [8] M.J. Bastians, "On the Sliding-Window Representation in digital Signal Processing ," *IEEE trans. On acoustic speech and signal processing* Vol ASSP-39, N°4, August 1985.
- [9] Alexandru Spataru, "Fondements de la théorie de la transmission de l'information," Presse Polytechnique Romandes, 1987.
- [10] N.S. Jayant and P. Nol, "Digital coding of waveforms: Principles and Applications to speech and video," Englewood cliffs, NJ: Prentice-Hall 1984.

- [11] A.N. Akansu, R.A. Haddad, "Multiresolution Signal Decomposition," Academic Press, 1992.
- [12] C.E. Shannon et W. Weaver, "The Mathematical Theory of Communication," Urbana, IL : Univ., Illinois Press, 1949.
- [13] S. Jalaleddine, "ECG Data Compression Techniques- A Unified Approach," *IEEE trans. on biom. ing.*, vol 37, N° 4, April 1990.
- [14] U.E. Ruttimann and H.V. Pipberger, "Compression of the E.C.G. by prediction or interpolation and entropy encoding," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol BME-26, pp613-623, Nov.1979.
- [15] J. Makhul, "Linear Prediction : a tutorial review," *Proc. IEEE* Vol.63, pp561-580, Apr.1975.
- [16] A. Seridinski, "Principe de la méthode des A-Splines récurrentes pour l'interpolation et la compression des signaux ," *Traitement du signal* Vol 9 N°2 1992.
- [17] B.R.S. Reddy, "ECG data compression using Fourier descriptors," *IEEE trans. on biom. ing.* vol BME-33, N° 4, April 1986.
- [18] N.Ahmed, T.Natarajan, K.R.Rao, "Discrete Cosine Transform," *IEEE Trans. On Computers*; Janaury 1974.
- [19] N. Ahmed and K.R. Rao, " Orthogonal transforms for digital Signal processing," New York : Springer, 1975.
- [20] K.R. RAO, N. Ahmed , "Orthogonal transforms for digital Signal processing;" *IEEE Internat. Conf. ASSP* , pp136-140, 1976.
- [21] N.Ahmed, "Electrocardiographic data compression via Orthogonal transforms," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol BME-22 ; Nov 1975.
- [22] A.Cohen, "Ondelettes et application au traitement numérique du signal," Edition Masson, 1992.
- [23] Y. Lind, A. Buzzo, R.M. Gray, "An algorithm for vector quantizer design," *IEEE Trans. On communication*, Vol COM-25 N°1. pp 84-95. Janaury 1980.
- [24] Gile Nave and Arnon Cohen, "ECG Compression Using Long-term Prediction," *IEEE Trans. Biomed. Eng.* Vol 40 , N° 9 , 1993.

- [25] D. Henri, "Contribution à la détection et à la reconnaissance d'évènements dans les signaux biomédicaux: application à la détection de complexes QRS dans le signal ECG et de complexe K dans le signal EEG," Thèse Université de Nancy 1991.
- [26] Stephane G.MALLAT, "A Theory of Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation," *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine intelligence*, Vol 11, N°7 July 1989.
- [27] Randy K. Young, "Wavelet theory and its applications," Kluwer Academic Publishers; 1994.
- [28] A.B. Jerri, "The Shannon Sampling Theorem - Its various Extensions and Applications : Atutorial Review," *Proc. IEEE* ,pp1565-1596, November 1977.
- [29] V.K. Murthy et al., "Analysis of power spectral densities of electrocardiograms," *Math. Biosci.*, vol12, pp 41-51, 1971.
- [30] Murthy, Madhukar, "ECG data Compression by Modeling," *Computers and Biomedical research*, Vol 26 , N° 3, 1993.
- [31] Al-Nashash, "ECG Data Compression Using Adaptive Fourier Coefficients Estimation," *Medical Engineering and Physics*, Vol 16, N° 1 , pp62-66 , 1994.
- [32] A. Nasri et A. Farah, "Approximation des courbes par la méthode Cubic Splines en vue de la reconnaissance syntaxique de formes," *Proceeding du 1^{er} Séminaire National SSA '92 Blida*, Vol 2 , pp527-534, 1992.
- [33] H. OGURA, "Spectral Representation of Periodic Nonstationary Process," *IEEE trans. inform. théory* Vol. IT-17, PP143-149, Mar.1971.
- [34] H.K. Reghbaty, "An overview of data compression techniques," *IEEE Computer*, Vol 14, pp71-75, May 1981.
- [35] A.V.Oppenheim R.W.Schafer, " Discrete time Signal Processing ," Prentice Hall 1988.
- [36] P.K.Kulkarni V.Kumar H.K.Verma, "Direct Data Compression Techniques for ECG Signals: effect of sampling fréquence on performance," *International Journal of Systems Science*, Vol28, N°3, 1997.
- [37] K.P. Lin and W.H. Chang, 'QRS feature extraction using linear prediction', *IEEE trans. on biom. eng.*, vol 36, N° 10, October 1989.
- [38] B. Furht et A. Perez, "An Adaptive Real Time E.C.G. Compression Algorithme With Variable Threshold," *IEEE Trans. Biomed. Ing.* Vol. 35 N°6, June 1988.

- [39] D.Haugland J.G.Heber J.H.Husoy, "Optimisation Algorithms for ECG data compression," *Medical and Biological Engineering and Computing*, N°35, 1997.
- [40] Le HUY, "Modélisation linéaire des signaux E.C.G.," Thèse de Doctorat, Université de Nancy, 1990.
- [41] S.M. Ross, "Simulation," Academic-Press, 1996.
- [42] C.A.Andrews J.M.Davies G.R.Shwarz, "Adaptive Data Compression," *Proc. IEEE* Vol 55, N°3; March, 1967.
- [43] A.S. Berson, J.M. Wojick, and H.V. Pipberger, "Precision requirement for electrocardiographic measurements computed automatically," *IEEE Trans. Biomed. Eng.* Vol.BME-24, pp382-385, July 1977.
- [44] John N. little and Loren Shure, "Signal processing toolbox user's guide," MathWorks, 1992.
- [45] A. Goutas, "Acquisition et traitement numérique du signal E.C.G.," Thèse de Mag. USTHB. 1991.
- [46] M. Chaouch, "Etude de faisabilité d'un système portable d'enregistrement et de traitement de 24h d'électrocardiogramme," Thèse d'Etat , USTHB , 1987.
- [47] M. Touzene, "Etude et réalisation de simulateurs de signaux cardiaques," Thèse de Mag. USTHB. 1991.

Table des Matière

Résumé	4
---------------------	---

Introduction	5
---------------------------	---

Chapitre I: Electrocardiographie et Electrocardiogramme	8
1. Electrocardiographie.....	8
1.1. Le cœur.....	9
1.2. Eléments de physiologie.....	9
1.3. Principes de l'electrocardiographie.....	10
1.4. Techniques de mesure et enregistrement du signal ECG.....	12
1.5. L'électrocardiogramme normal.....	13
2. Caractérisation du signal ECG.....	14
2.1. Version temps-amplitude.....	14
2.2. L'histogramme.....	14
2.3. Cyclostationnarité du signal ECG.....	15
2.4. Modèle stationnaire.....	16
2.5. Représentation temps-fréquence.....	18
Conclusion.....	19

Chapitre II: Codage de la forme d'onde	20
1. Notions fondamentales.....	21

1.1. Information - Entropie.....	21
1.2. Codes à longueur variable.....	21
1.3. Numérisation des signaux.....	22
1.3.1. Théorème d'échantillonnage.....	22
1.3.2. Quantification.....	22
1.4. Décimation et Interpolation.....	23
1.5. La fonction débit distorsion.....	24
1.6. La distorsion.....	25
2. Techniques de compression.....	25
2.1. Techniques réversibles.....	25
2.1.1. Algorithme de Shannon-Fano.....	25
2.1.2. Codage de Huffman.....	25
2.2. Techniques irréversibles.....	26
2.2.1. Méthodes directes.....	26
2.2.2. Compression par transformées.....	29
2.2.3. Codage en sous-bandes.....	33
2.2.4. Quantification vectorielle.....	36
3. Modèle d'un système de compression de données.....	37
4. Critères de performances.....	38
Conclusion.....	39

Chapitre III: Techniques de compression.....	40
1. Méthode des splines.....	41
1.1. Algorithme des splines.....	41
1.2. Compression par l'algorithme des splines.....	43
2. Méthode prédictive.....	45
2.1. Algorithme de prédiction à long terme.....	45
2.2. Compression par prédiction à long terme.....	46
3. Méthode de la transformée DCT.....	47
4. Méthode des ondelettes.....	49
4.1. Espace d'analyse multirésolution.....	49
4.2. Décomposition en ondelettes.....	50
4.3. Ondelette de Haar.....	52
4.4. Compression par ondelettes.....	53
Conclusion.....	55

Chapitre IV: Résultats et Discussion	56
1. Resultats.....	57
1.1. Signal ECG sans bruit.....	57
1.2. Signal ECG bruité.....	62
2. Discussion.....	68

Conclusion	70
-------------------------	----

Références Bibliographiques	73
--	----
