

Table des matières

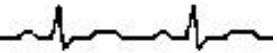
LISTE DES FIGURES	iv
LISTE DES TABLEAUX	viii
RÉSUMÉ	ix
ABRÉVIATIONS & NOTATIONS	x
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
CHAPITRE I : GÉNÉRALITÉ SUR L'ÉLECTROPHYSIOLOGIE CARDIAQUE	4
I.1 INTRODUCTION	5
I.2 ANATOMIE ET PHYSIOLOGIE DU CŒUR	5
I.3 LES VAISSEaux SANGUINS	6
I.4 ÉLECTROPHYSIOLOGIE CELLULAIRE	6
I.5 SÉQUENCE D'ACTIVATION CARDIAQUE	8
I.6 ÉLECTROCARDIOGRAPHIE	10
I.6.1 HISTORIQUE	10
I.6.2 DÉRIVATION ÉLECTROCARDIOGRAPHIQUES	10
I.6.3 LES DIFFÉRENTS ENREGISTREMENTS HOLTER	12
I.7 CARACTÉRISTIQUES D'UN BATTEMENT CARDIAQUE	14
I.8 ÉLECTROCARDIOGRAMME NORMAL	16
I.8.1 L'ONDE P	16
I.8.2 INTERVALLE PR	16
I.8.3 SEGMENT PR	16
I.8.4 LE COMPLEXE QRS	16
I.8.5 SEGMENT ST	17
I.8.6 L'ONDE T	17
I.8.7 L'INTERVALLE QT	18
I.8.8 L'ONDE U	18
I.9 ANALYSE DE L'ECG	19
I.9.1 LE RYTHME CARDIAQUE	19

I.10	LES TROUBLES DU RYTHME CARDIAQUE (ARYTHMIES CARDIAQUES)	19
I.10.1	TROUBLES DE L'EXCITABILITÉ	19
I.10.2	TROUBLE DE LA CONDUCTION	23
I.11	BASE DE DONNÉE MIT/BIH	24
I.12	CONCLUSION	24
	CHAPITRE II : GÉNÉRALITÉ SUR LA THÉORIE DES ONDELETTES	25
II.1	INTRODUCTION	26
II.2	ANALYSE DE FOURIER	26
II.2.1	TRANSFORMÉE DE FOURIER	26
II.2.2	INCONVÉNIENTS DE L'ANALYSE DE FOURIER	28
II.3	ANALYSE TEMPS-FRÉQUENCE	28
II.3.1	TRANSFORMÉE DE FOURIER À FENÊTRE GLISSANTE (STFT)	28
II.3.2	LOCALISATION TEMPS-FRÉQUENCE DE LA STFT	29
II.3.3	SYNTHÈSE SUR LA STFT	29
II.4	LES ONDELETTES	30
II.4.1	LOCALISATION TEMPS-FRÉQUENCE DES ONDELETTES	30
II.4.2	TRANSFORMÉE EN ONDELETTES CONTINUE (T.O.C)	31
II.4.3	TRANSFORMÉE EN ONDELETTES DISCRÈTE (T.O.D)	33
II.4.4	ONDELETTES ORTHOGONALES	34
II.4.5	EXEMPLES D'ONDELETTES	37
II.4.6	ANALYSE MULTIRÉSOLUTION ET ALGORITHMES PYRAMIDAL	41
II.4.7	PAQUETS D'ONDELETTES	47
II.5	CONCLUSION	50
	CHAPITRE III : TRAITEMENT DU SIGNAL ECG	51
	1^{ÈRE} PARTIE : FILTRAGE DU SIGNAL ECG	52
III.1.	INTRODUCTION	52
III.2.	FILTRAGE PAR SEUILLAGE DES COEFFICIENTS D'ONDELETTES	53
III.2.1.	INTRODUCTION	53
III.2.2.	MÉTHODE	53
III.2.3.	CHOIX DE L'ONDELETTE ANALYSANTE	60
III.2.4.	APPLICATIONS DE LA TECHNIQUE DE FILTRAGE	63
	2^{ÈME} PARTIE : DÉTECTION DU COMPLEXE QRS	72
III.3.	INTRODUCTION	72
III.4.	LES MÉTHODES EXISTANTES POUR LA DÉTECTION DU COMPLEXE QRS ..	72
III.4.1.	ALGORITHMES BASÉS SUR LA DÉRIVÉE PREMIÈRE (ADP)	73
III.4.2.	ALGORITHMES BASÉS SUR L'AMPLITUDE ET LA DÉRIVÉE PREMIÈRE (AADP)	73

III.4.3.	ALGORITHMES BASÉS SUR LES DÉRIVÉES PREMIÈRE ET SECONDE (ADPS)	73
III.4.4.	ALGORITHMES BASÉS SUR DES FILTRES NUMÉRIQUES (AFN)	74
III.4.5.	ALGORITHMES BASÉS SUR DES TRANSFORMATIONS NON LINÉAIRES (ATNL)	75
III.4.6.	ANALYSE DES RÉSULTATS DE DÉTECTION DE CES MÉTHODES	75
III.5.	ALGORITHME DE PAN & TOMPKINS	76
III.5.1.	INTRODUCTION	76
III.5.2.	ALGORITHME	77
III.5.3.	EVALUATION	79
III.6.	DÉTECTION DU COMPLEXE QRS EN UTILISANT LES ONDELETTES	80
III.6.1.	MÉTHODE (DWT_Detection)	80
III.6.2.	ÉVALUATION	88
III.6.3.	ÉTUDE COMPARATIVE	89
III.7.	CONCLUSION	92
	CHAPITRE IV : ÉTUDE DE LA CORRÉLATION ENTRE LE RYTHME CARDIAQUE (RR) ET L'INTERVALLE QT	93
IV.1.	INTRODUCTION	94
IV.2.	MESURE DE L'INTERVALLE QT	94
IV.2.1.	DÉTECTION DE LA FIN DE L'ONDE T	94
IV.2.2.	ÉTUDE DE LA CORRÉLATION ENTRE LE RYTHME CARDIAQUE RR ET L'INTERVALLE QT ..	100
IV.3.	CONCLUSION	110
	CONCLUSION GÉNÉRALE	111
	ANNEXES	114
	BIBLIOGRAPHIE	121

INTRODUCTION

Générale



L'électrocardiogramme (ECG) traduit l'activité électrique du cœur. Il regroupe un ensemble d'ondes qui sont en corrélation directe avec cette activité. Elles sont identifiées par l'onde P, le complexe QRS et l'onde T, ou l'onde P traduit la dépolarisation auriculaire ; le complexe QRS traduit la dépolarisation ventriculaire et l'onde T traduit la repolarisation ventriculaire.

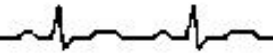
Ces ondes occupent des spectres de fréquences et des localisations temporelles qui sont généralement différents pour un même signal provenant d'un même sujet sain ou présentant une pathologie cardiaque. Ainsi les intervalles comme QT, PQ ou encore le segment ST et le complexe QRS qui sont d'un intérêt diagnostique certain influent sur le rythme cardiaque RR.

Toutefois, la détection ou encore la mesure de ces différents ondes n'est pas toujours facile, compte tenu que le signal ECG est toujours noyé dans différents sources de bruits. Une littérature très abondante a traité et traite encore ce problème de détection et de mesure de ces ondes. En fait des méthodes de filtrage linéaire, ou encore de filtrage non linéaire, ont été largement utilisés [Thakor84], [Pan85], [Lander89], [Chouakri96] ; des méthodes faisant appel aux réseaux de neurones [Xue92], [Hu97], [Li07] ont été aussi utilisées.

Différents taux de détection ont toujours été reportés, dans différents cas de signaux ECG [pathologiques et normaux] ; la plus grande partie de ces travaux valident leur algorithmes en exploitant des bases de données universelles, MIT/BIH (Massachusetts Institute of Technology / Beth Israel Hospital) ou encore AHA (American heart association), ...etc. Il est clair, que ces taux de détection vont influencer sur la qualité du diagnostic des pathologies. En fait, par exemple la bonne localisation du pic R, conduit à une bonne mesure du rythme cardiaque (intervalle RR). Aussi, une bonne détection du complexe QRS permettra une bonne évaluation des pathologies cardiaques de type (premature ventricular contraction PVC), une bonne mesure par exemple des intervalles QT conduit à une bonne appréciation globale de la repolarisation ventriculaire.

En résumé, il est impératif de trouver une approche de traitement qui permettra d'aboutir à une bonne détection de ces différentes ondes. Par ces approches, déjà cité en littérature on s'intéresse dans ce travail aux transformations en ondelette comme outil pour détecter les différents ondes du signal ECG et par conséquent pouvoir mesurer de manière optimal le rythme RR et l'intervalle QT et par conséquent établir la corrélation entre eux.

Ainsi, nous allons dans un premier temps analyser le signal ECG en vue d'identifier ses différentes ondes et par conséquent déterminer les durées du complexe QRS ce qui nous



permet de mesurer le rythme cardiaque, ainsi que les autres intervalles.

Cette analyse est effectuée par le biais des ondelettes. Les ondelettes seront exploitées en vue d'abord de filtrer le signal électrocardiogramme, puis pour détecter les différents ondes QRS et T.

Au niveau du filtrage : la méthode consiste à d'abord choisir une ondelette analysante pour un niveau de décomposition choisi, puis de reconstituer le signal décomposé après un seuillage des coefficients de détails. Une étude, et des résultats seront présentés sur le choix de l'ondelette analysante ; sur le niveau de décomposition, et le seuillage, en vue d'améliorer le rapport signal/bruit.

Au niveau de la détection des différents ondes ; un ensemble de méthodes de détection sont étudiés et analysées, pour être comparé avec l'approche choisi celle des ondelettes.

L'étape suivante dans ce travail concerne l'évaluation qualitative et quantitative de la corrélation du rythme cardiaque RR avec l'intervalle QT, pour différents cas normaux et pathologiques ; une description de cette corrélation est d'abord faite avant de la calculer et par conséquent faire son évaluation en vue de trouver une signature qui éventuellement peut être exploiter pour classifié une pathologie.

L'ensemble des algorithmes de ce travail sont implémentés sous environnement Matlab 6.5 et testés sur des signaux ECG de la base de données MIT/BIH.

En résumé, le travail de ce mémoire est réparti en quatre chapitres :

Après l'introduction générale,

- ✓ Le premier chapitre, va décrire les généralités sur l'électrophysiologie cardiaque.
- ✓ Le deuxième chapitre, va être consacré à la présentation de la théorie des transformées d'ondelettes qui seront l'outil de traitement du signal ECG.
- ✓ Le troisième chapitre, s'intéresse au traitement du signal ECG. Il est répartie en deux parties : la première partie traite le filtrage, la deuxième partie traite la détection du complexe QRS. Des résultats sont présentés au niveau de chaque partie et comparés à d'autres méthodes.
- ✓ Dans le quatrième chapitre, l'approche de détection et la mesure de l'intervalle QT sont étudiés et présentés ainsi que l'évaluation qualitative et quantitative de la corrélation de l'intervalle QT avec le rythme RR pour différents cas (normaux et pathologiques).

Le mémoire se termine par une conclusion générale.

CHAPITRE

I

Généralités sur l'électrophysiologie cardiaque



I.1 INTRODUCTION

Toute cellule vivante a besoin de recevoir de l'oxygène ; les végétaux comme les animaux utilisent l'oxygène qu'ils prélèvent dans le milieu ambiant ; les poissons le reçoivent par décomposition de l'eau, les autres êtres l'empruntent à l'air atmosphérique ; seuls certains être dit *anaérobies* (parmi lesquels des microbes) semblent pouvoir vivre sans oxygène.

Dans l'espèce humaine, l'oxygène est véhiculé par le sang circulant dans des vaisseaux appelés *artères*. Le sang contenant de l'oxygène doit être poussé vers toutes les parties de notre organisme ; le sang vicié renfermant de l'acide carbonique doit être dirigé sur l'usine d'épuration : les poumons ; il faut donc une pompe aspirante et foulante qui propulse constamment la masse sanguins ; cette pompe est "*le cœur*". [CHAILY58]

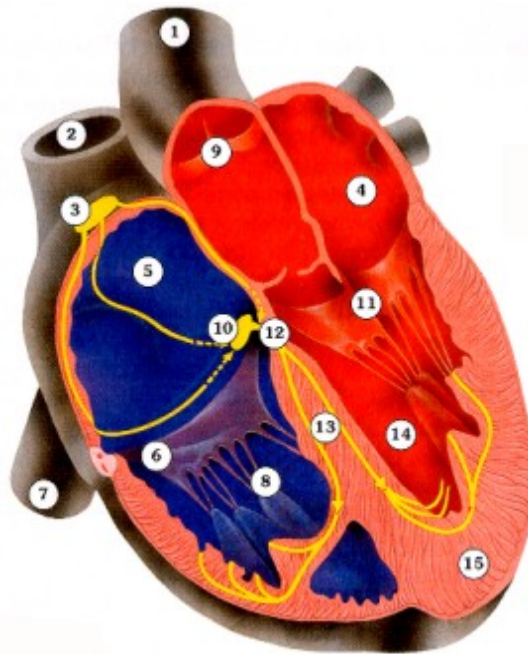
I.2 ANATOMIE ET PHYSIOLOGIE DU COEUR

Le cœur est un organe musculaire creux recevant le sang par les veines et le propulsant dans les artères, assurant ainsi la circulation. Le cœur humain (Figure I.1) a approximativement la taille d'un poing fermé, il pèse environ 340 grammes chez l'homme normale un peu moins chez la femme. 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*. [Encarta06]



1. Aorte
2. Veine cave supérieure
3. Nœud sinusal
4. Oreillette gauche
5. Oreillette droite
6. Valve tricuspide
7. Veine cave inférieure
8. Ventricule droit



9. Valve aortique
10. Nœud atrio-ventriculaire
11. Valve mitrale
12. Système de His-Bündel
13. Fibres conductrices de Purkinje
14. Ventricule gauche
15. Muscle cardiaque

FIG. I.1 – STRUCTURE ANATOMIQUE DU CŒUR

I.3 LES VAISSEAUX SANGUINS

Les vaisseaux qui partent du cœur sont les artères, ceux qui y reviennent sont les veines ; entre les deux se trouvent interposés de très fins vaisseaux, *les capillaires*.

Les parois des artères sont épaisses ; elles sont formées de tissu élastique et de fibres musculaires ; elles ont donc une grande souplesse, une élasticité qui leur permet de se dilater et de revenir sur elles-mêmes afin d'aider le sang à s'acheminer.

Les veines sont plus nombreuses ; chaque artère est en général accompagnée de deux veines ; en outre, elles sont disposées en deux réseaux dont un moins profond, plus à fleur de peau, ce qui permet une suppléance. À l'intérieur des veines existent de petits replis (valvules) ; grâce auxquels le sang ne retombe pas dans l'intervalle des contractions du cœur ; ce dispositif est utile surtout aux membres inférieurs ; l'altération des valvules provoque les varices.

Les capillaires sont des vaisseaux excessivement ténus que peuvent traverser les globules du sang. C'est au niveau de ces vaisseaux que se font, dans l'intimité des tissus, les échanges des matériaux de la nutrition ; l'oxygène est cédé par les globules rouges et les déchets de la combustion (acide carbonique) sont acheminés vers le cœur. [\[CHAILY58\]](#)

I.4 ELECTROPHYSIOLOGIE CELLULAIRE

Le processus d'activation électrique cardiaque prend naissance au niveau de la fibre myocardique. À l'état basal, une fibre myocardique est dite "polarisée" : la face interne de la membrane cellulaire est tapissée de charges électriques négatives, sa face externe de charge



électriques positives, de sorte qu'une microélectrode transperçant cette membrane recueille un potentiel négatif de l'ordre de -90 mV. Lorsque cette fibre myocardique est stimulée, des mouvements ioniques se produisent de part et d'autres de la membrane cellulaire. Les charges négatives internes sont remplacées par des charges positives : le potentiel intracellulaire passe brusquement de -90 mV à $+20$ mV, la cellule est dite "dépolarisée" et notre microélectrode enregistre cette montée rapide du voltage. Ensuite des mouvements ioniques en sens inverse vont progressivement restaurer l'état de départ : c'est le processus de "repolarisation" qui va ramener le potentiel intracellulaire à sa valeur initiale. Au terme du processus, l'électrode exploratrice aura enregistré un "potentiel d'action" [figure I.2], constitué de quatre phase successives : état de base, montée rapide, plateau et descente progressive. La phase d'ascension rapide correspond à l'accident de déflexion de grande vélocité de l'ECG (complexe QRS) tandis que le plateau et la descente correspondent au segment ST et à l'onde T.

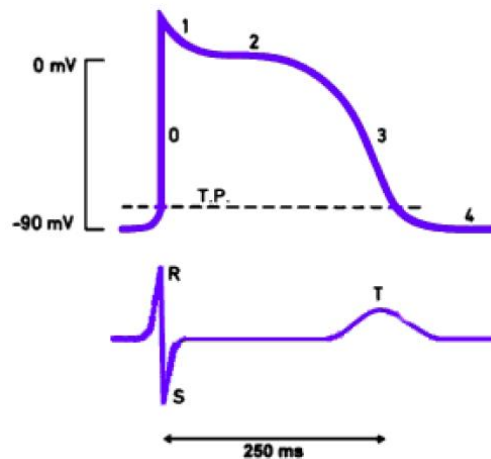


FIG. I.2 – ASPECT DU POTENTIEL D'ACTION CARDIAQUE ENREGISTRÉ PAR UNE MICROÉLECTRODE INTRACELLULAIRE

On distingue cinq phases principales (Figure I.2)

0 : Dépolarisation

1 : Repolarisation précoce

2 : Plateau

3 : Repolarisation

4 : Potentiel de repos

TP : La ligne pointillée représente le potentiel-seuil (*threshold potential*) à partir duquel se produit une brusque modification de la perméabilité de la membrane cellulaire vis-à-vis des courants ioniques et se déclenche le potentiel d'action. [CHIKH05]



I.5 SÉQUENCE D'ACTIVATION CARDIAQUE

Comme pour tous les muscles du corps, la contraction du myocarde est provoquée par la propagation d'une impulsion électrique le long des fibres musculaires cardiaques induite par la dépolarisation des cellules musculaires. Dans le cœur, la dépolarisation prend normalement naissance dans le haut de l'oreillette droite (le nœud sinusal) (Figure I.3) et se propage ensuite dans les oreillettes, induisant la systole auriculaire (Figure I.4) qui est suivi d'une diastole (contraction du muscle). L'impulsion électrique arrive alors au nœud auriculo-ventriculaire (AV), seul point de passage possible pour le courant électrique entre les oreillettes et les ventricules. Là, l'impulsion électrique subit une courte pause permettant au sang de pénétrer dans les ventricules. Elle emprunte alors le faisceau de His, qui est composé de deux branches principales allant chacune dans un ventricule. Les fibres constituant ce faisceau, complétées par les fibres de Purkinje, grâce à leur conduction rapide, propagent l'impulsion électrique en plusieurs points des ventricules et permettent ainsi une dépolarisation quasi instantanée de l'ensemble du muscle ventriculaire, malgré sa taille importante, ce qui assure une efficacité optimale dans la propulsion du sang ; cette contraction constitue la phase de systole ventriculaire (Figure I.5). Puis suit la diastole ventriculaire (décontraction du muscle) ; les fibres musculaires se repolarisent et reviennent ainsi dans leur état initial. [CHIKH05]

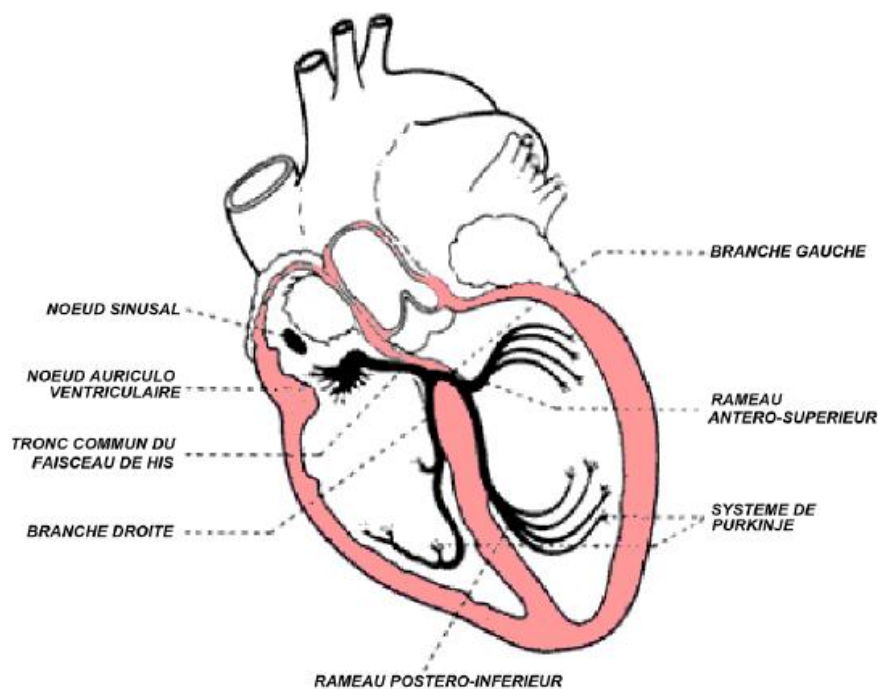


FIG. I.3 – VOIES SPÉCIALISÉES DE CONDUCTION INTRACARDIAQUE

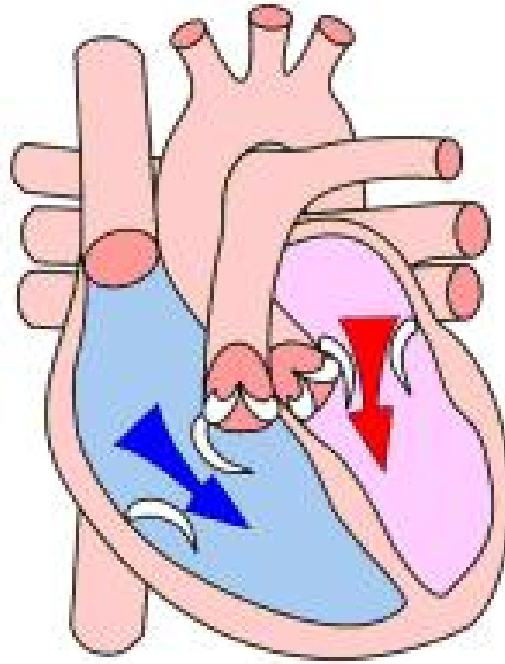
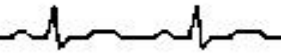


FIG. I.4 – SYSTOLE AURICULAIRE

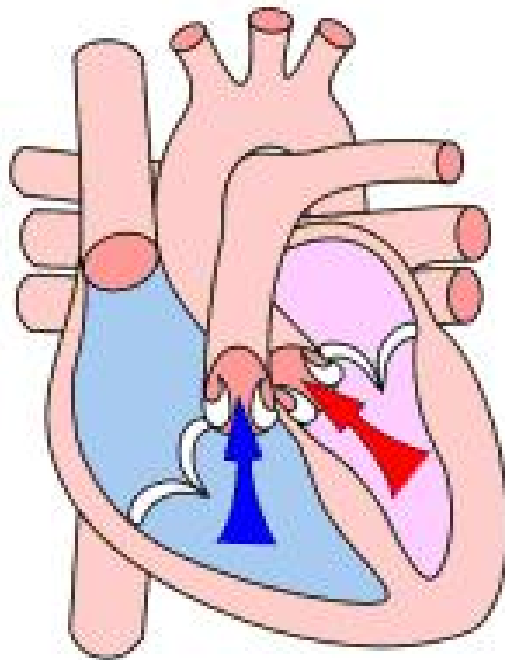


FIG. I.5 – SYSTOLE VENTRICULAIRE



I.6 ELECTROCARDIOGRAPHIE

I.6.1 HISTORIQUE [\[wikipedia\]](#)

Le potentiel électrique généré par l'activité musculaire est connu depuis les travaux de *Carlo Matteucci* en 1842. Les premières expérimentations sont réalisées en 1878 par *John Burden Sanderson* et *Frederick Page* qui détectent à l'aide d'un *électromètre capillaire* les phases QRS et T. En 1887 le premier électrocardiogramme humain est publié par *Augustus Waller*. En 1895 *Willem Einthoven* met en évidence les cinq déflexions P, Q, R, S et T, il utilise le *galvanomètre à cordes* en 1901 et publie les premières classifications d'électrocardiogrammes pathologiques en 1906. Il obtiendra en 1924 un prix *Nobel* pour ses travaux sur l'électrocardiographie. Les dérivations précordiales sont utilisées pour le diagnostic médical à partir de 1932 et les dérivations frontales unipolaires à partir de 1942, ce qui permet à *Emanuel Goldberger* de réaliser le premier tracé sur 12 voies.




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

I.6.2 DÉRIVATION ÉLECTROCARDIOGRAPHIQUES [\[Mialon05, Couderc97\]](#)

Les courants électriques engendrés et propagés dans le cœur peuvent être enregistrés par un appareil appelé électrocardiographe. On obtient un tracé électrocardiogramme qui fournit un tableau global de l'activité électrique du cœur et permet de détecter rapidement tout trouble du rythme.

I.6.2.1 DÉRIVATIONS PÉRIPHÉRIQUES

Ces dérivations sont dite "périphériques" ou "éloignées" parce que les électrodes sont placées à distance de la surface épocardique. Elles sont obtenues au moyen de quatre électrodes appliquées au bras droit, au bras gauche et à la jambe gauche, l'électrode de la jambe droite étant une électrode neutre destinée à éliminer les parasites électriques. Ces quatre électrodes permettent d'enregistrer dans le plan frontal trois dérivations standard ou bipolaires (I, II, III) et trois dérivations unipolaires des membres (aVR, aVL, aVF). Les dérivations bipolaires de Einthoven I, II, III (Figure I.6) sont constituées d'électrodes actives qui enregistrent la différence de potentiel entre les deux points où elles sont appliquées :

-  I représente la connexion bras gauche et bras droit.
-  II représente la connexion bras droit et jambe gauche.
-  III représente la connexion bras gauche et jambe gauche.

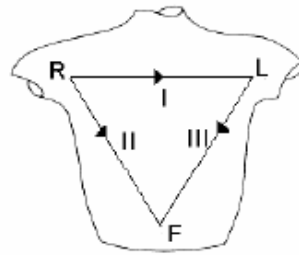
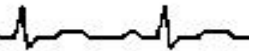


FIG. I.6 – DÉRIVATION BIPOLAIRES DES MEMBRES (TRIANGLE D'EINTHOVEN)

Selon l'hypothèse de Einthoven, on admet arbitrairement que les lignes des dérivations I, II, III délimitent un triangle équilatéral frontal dont le centre correspond au centre de la masse cardiaque.

Les dérivations unipolaires des membres, aVR, aVL, aVF sont obtenues par l'enregistrement des différences de potentiel entre une électrode active ou exploratrice (bras gauche, bras droit, jambe gauche) et une électrode neutre qui reste à potentiel pratiquement constant. Cette électrode neutre est obtenue par l'artifice du "Central terminal" de Wilson, c'est-à-dire en joignant les électrodes du bras droit, du bras gauche et de la jambe gauche et en connectant cet ensemble au pôle négatif du galvanomètre. L'électrode positive, exploratrice, enregistre des variations de potentiel à l'endroit où elle est placée. Placée sur le bras droit, le bras gauche ou la jambe gauche, l'électrode active enregistre le potentiel de chacun de ces membres. La lettre V identifie une dérivation unipolaire et les lettres R, L et F les membres respectif (right, left, foot). En déconnectant le "central terminal" du membre où le potentiel est enregistré, l'amplitude qui est mesurée au niveau du membre est augmentée, d'où l'appellation "augmented unipolar leads" : aVR (Figure I.7), aVL, aVF.

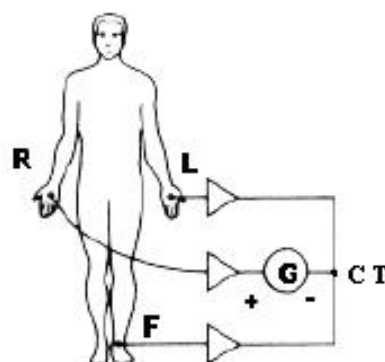


FIG. I.7 – DÉRIVATION UNIPOLAIRES DES MEMBRES (SUR CE SCHÉMA, LE GALVANOMÈTRE PERMET DE MESURER aVR)



I.6.2.2 DÉRIVATIONS PRÉCORDIALES

Les dérivations précordiales sont des dérivations unipolaires thoraciques qui enregistrent l'activité électrique cardiaque dans le plan horizontal. Comme il s'agit de dérivations unipolaires, l'électrode exploratrice recueille d'importantes variations de potentiel alors que l'autre électrode est connectée au "central terminal" selon Wilson.

Ce sont des dérivations "rapprochées" car l'électrode exploratrice est placée en divers points de l'air précordiale, à faible distance de l'épicode, face aux parois du ventricule droit et gauche. Les électrodes exploratrices sont placées de façon immuable comme suit (Figure I.8)

- ✚ V1 : 4ème espace intercostal au bord droit du sternum ;
- ✚ V2 : 4ème espace intercostal au bord gauche du sternum ;
- ✚ V3 : à mi-distance entre V2 et V4 ;
- ✚ V4 : 5ème espace intercostal gauche sur la ligne médio-claviculaire ;
- ✚ V5 : même niveau horizontal que V4 sur la ligne axillaire antérieure gauche ;
- ✚ V6 : même niveau horizontal que V4 et V5 sur la ligne axillaire moyenne gauche.

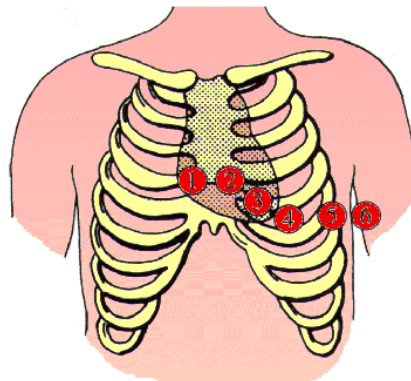


FIG. I.8 – PLACEMENT DES ÉLECTRODES PRÉCORDIALES

I.6.3 LES DIFFÉRENTS ENREGISTREMENTS HOLTER [Chauvin]

Malgré les quantités de renseignements qu'un ECG peut fournir, il ne reflète qu'un instantané de l'activité électrique recueillie pendant les quelques secondes d'enregistrement. Dans la plupart des cas, cela suffit pour faire un diagnostic et aider l'élaboration d'un traitement. Mais certains symptômes épisodiques (palpitations, lipothymies, douleurs, ...) ont très peu de chances de se produire au moment de l'enregistrement, privant ainsi de la possibilité de rattacher ces symptômes à un éventuel trouble du rythme cardiaque. Le diagnostic de ces symptômes paraissant alors bien compromis, un américain s'appelant Holter a tenté de résoudre le problème en concevant un système d'enregistrement ECG continu portable. Après bien des perfectionnements et une grande



miniaturisation liée aux progrès de l'électronique, le dispositif permettant « l'enregistrement Holter » (ou simplement « le Holter ») est maintenant d'utilisation courante.



FIG. I.9 – L'APPAREIL HOLTER

L'appareil, qui se présente sous un aspect le faisant ressembler à un baladeur audio que le patient porte en bandoulière ou en ceinture, est relié par un câble à 5 électrodes collées sur la poitrine du patient. Il enregistre en permanence l'ECG pendant 24 ou 48 heures. Le support de cet enregistrement a longtemps été une simple bande magnétique (cassette audio du commerce : enregistrement analogique) ; il est maintenant une disquette ressemblant à une carte de crédit où l'ECG est stocké sous forme numérique. A la fin de l'enregistrement, la cassette ou la disquette sont introduites dans un ordinateur qui va lire en quelques minutes l'enregistrement et l'interpréter selon une précision qui est en fonction du logiciel informatique utilisé et sa programmation. Un rapport imprimé est fourni qui rassemble la totalité de l'ECG des 24/48 heures, les anomalies constatées et bien d'autres renseignements encore. De la sorte que, une anomalie transitoire de l'ECG a des chances de figurer dans le rapport final. Cet examen est dans la grande majorité des cas un examen ambulatoire, et comme il importe non seulement d'enregistrer des anomalies ECG mais également de pouvoir les rapporter à des symptômes ressentis par le patient et réciproquement, ce dernier est tenu de noter sur une « feuille de route » les symptômes survenant au cours de l'enregistrement.

D'une façon générale, les indications courantes du Holter sont toutes les symptomatologies (malaises, syncopes, palpitations, sensations de tachycardie, ...) pouvant être provoquées par un trouble du rythme cardiaque, pour lesquelles aucun ECG contemporain de ces symptômes n'a pu être enregistré et qui reviennent avec une fréquence suffisante pour avoir des chances de survenir



pendant 24 ou 48 heures d'enregistrement. D'autres indications existent encore comme la surveillance du traitement d'un trouble de rythme cardiaque ou le diagnostic d'une insuffisance coronarienne.

Parfois, les symptômes sont tellement rares (1 fois par mois, voire moins) que même un Holter a peu de chances d'enregistrer un trouble du rythme pendant les 24 heures d'enregistrement. Dans ce cas, on peut proposer au patient d'emporter avec lui un petit appareil appelé R-Test. Cet appareil, de la taille d'un petit téléphone portable et que le patient a sur lui ou à porté de main, ne fonctionne pas en permanence : lorsque le patient ressent un symptôme, c'est lui-même qui se l'applique sur la poitrine et déclenche l'enregistrement qui peut durer plusieurs dizaines de secondes. Les informations recueillies et stockées dans l'appareil sont ensuite transcrites en différé sur un enregistreur ECG habituel, soit par l'intermédiaire d'un câble que l'on raccorde entre le R-Test et l'enregistreur, soit à distance, par le canal d'un téléphone. Puisque cet appareil ne fonctionne que quelques dizaines de secondes, ses batteries s'usent très lentement et le patient peut le garder plusieurs semaines avec lui. Les renseignements ainsi fournis sont loin d'être aussi précis que ceux d'un Holter, mais ils permettent au moins de faire un diagnostic, même fragmentaire.

Mais R-Test peut à son tour être en défaut si les symptômes sont plus rares encore ou provoquant une incapacité temporaire interdisant au patient de mettre en route l'appareil (malaises graves voire syncopes). Une récente solution peut alors être proposée : il s'agit du Holter implantable. Il se présente sous la forme d'une barrette en titane de 5 cm de long environ sur moins de 1,5 cm de large et quelques millimètres d'épaisseur, contenant des circuits électroniques alimentés par une pile au lithium. Cet appareil est implanté sous la peau au niveau de la partie antérieure du thorax grâce à une petite incision pratiquée sous simple anesthésie locale, l'intervention se faisant en ambulatoire. Deux électrodes situées sur la surface inférieure du boîtier permettent aux circuits électroniques de surveiller en permanence l'ECG du patient. Lorsqu'un trouble du rythme cardiaque est reconnu par l'appareil, il est stocké sous forme d'ECG dans ses mémoires pouvant contenir plusieurs dizaines de minutes d'enregistrement. On les analyse dans un second temps à l'aide d'un micro-ordinateur. Ce Holter implantable peut fonctionner pendant 18 mois environs. Dès qu'il a fourni les enregistrements désirés, il est définitivement retiré de son emplacement sous-cutané où il ne demeure qu'une petite cicatrice de 1,5 cm environ. Bien entendu, l'appareil n'est relié au cœur par aucune sonde. Cette technique est récente et s'avère extrêmement précieuse dans des indications bien précises.

I.7 CARACTÉRISTIQUES D'UN BATTEMENT CARDIAQUE [CHIKH05]

Les processus de dépolarisation et repolarisation des structures myocardiques se présentent dans l'ECG comme une séquence de déflexions ou ondes superposées à une ligne de potentiel zéro,



appelée ligne isoélectrique. Dans le cas physiologique, comme il a été présenté, l'impulsion est initiée dans le nœud sinusal. Le front de dépolarisation auriculaire résultant est représenté dans l'ECG par l'onde P. Cette onde se caractérise au niveau spectrale par une composante basse fréquence de faible énergie, qui limite souvent son observation dans plusieurs dérivation ECG, spécialement dans des conditions de bruit. La repolarisation auriculaire est représentée par l'onde *Ta* et sa direction est opposée à celle de l'onde P. Généralement cette onde n'est pas visible dans l'ECG, car elle coïncide avec le complexe QRS d'amplitude plus importante. Ce dernier correspond à la dépolarisation ventriculaire et représente la déflexion de plus grande amplitude de l'ECG. Le processus de repolarisation ventriculaire est reflété par l'onde T. Dans certaines occasions, une onde, dite onde U, de très basse amplitude peu être observée après l'onde T. Bien que son origine physiologique n'est pas encore été démontré, l'onde U (fréquemment observée chez les athlètes) est souvent associée aux processus de repolarisation ventriculaire tardive.

Les positions relatives de l'onde P, du complexe QRS et de l'onde T permettent de définir certain nombre d'intervalles et de segments cardiaques (figure I.9) :

- l'intervalle PR, qui s'étend du début de l'onde P au début du complexe QRS ;
- le segment PR, qui sépare la fin de l'onde P du début du complexe QRS ;
- l'intervalle QT, qui s'étend du début du complexe QRS à la fin de l'onde T ;
- l'intervalle ST, qui s'étend de la fin du complexe QRS à la fin de l'onde T ;
- le segment ST, qui sépare la fin du complexe QRS du début de l'onde T ;
- l'intervalle RR, qui sépare les sommets de deux ondes R consécutives et définit le rythme ventriculaire.
- l'intervalle PP, qui sépare les sommets de deux ondes P consécutives et définit le rythme auriculaire.

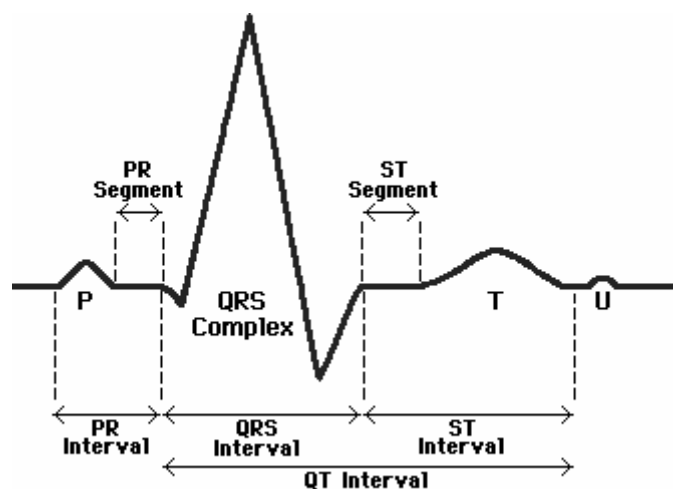


FIG. I.10 – ONDES ET INTERVALLES DE L'ÉLECTROCARDIOGRAMME



I.8 ELECTROCARDIOGRAMME NORMAL

L'analyse de l'électrocardiogramme comprend la mesure des amplitudes et durées ainsi que l'examen de la morphologie de l'onde P, du complexe QRS, de l'onde T, de l'intervalle PR, du segment ST, de l'intervalle QT. Les valeurs normales citées ci-dessous qui s'appliquent à des adultes d'âge moyen sont données à titre indicatif car il existe un chevauchement parfois important entre les valeurs normales et pathologiques.

I.8.1 L'ONDE P :

Au cours du rythme sinusal normal, la dépolarisation du myocarde auriculaire procède à partir du nœud sinusal, de haut en bas, et de droite à gauche. Habituellement les ondes P sont les mieux visibles dans les dérivation DII et V1. Ci-dessous sont données les valeurs normales des paramètres de l'onde P :

- la durée est inférieure à 0,11 seconde
- l'amplitude est inférieure à 0,25 mV
- l'orientation dans le plan frontal est comprise entre 0° et $+75^\circ$.

I.8.2 INTERVALLE PR :

L'intervalle PR représente le temps de propagation de l'influx par les oreillettes, le nœud auriculo-ventriculaire, le faisceau de His, ses branches, le réseau de Purkinje jusqu'au début de l'activation ventriculaire. La durée de l'intervalle PR varie de 0,12 à 0,20 secondes en fonction de la fréquence cardiaque et de l'âge. Chez l'adulte d'âge moyen, la limite supérieure de la propagation normale est de 0,21 seconde.

I.8.3 SEGMENT PR :

La mesure du segment PR est utile pour le diagnostic des pré-excitations ventriculaires où un faisceau accessoire court-circuit le nœud auriculo-ventriculaire, accélérant le passage des oreillettes aux ventricules, ce qui se manifeste par un raccourcissement du segment PR alors que l'intervalle PR lui-même peu rester normal.

I.8.4 LE COMPLEXE QRS

Il est l'élément clef de toute démarche diagnostique, son analyse requiert la prise en compte de sa durée, son amplitude, sa morphologie. La durée du complexe QRS est mesurée dans la dérivation où le complexe QRS paraît le plus large. La mesure la plus fiable de la durée du QRS est obtenue en superposant les douze dérivations enregistrées simultanément et en recherchant le début et la fin globale du QRS. La durée du QRS est normalement comprise entre 0,06 et 0,10 secondes.



Au-delà de 0,12 seconde, on évoque un trouble “majeur” de conduction intra-ventriculaire ; entre 0,10 et 0,12 seconde, on peut parler de troubles “mineur” de conduction intra-ventriculaire. L’amplitude des composantes du QRS varie en fonction de plusieurs facteurs (âge, sexe, race, indice pondéral, morphologie thoracique et position du cœur dans le thorax). Les valeurs normales d’amplitudes peuvent être consultées dans des tables et elles sont incluses dans les programmes d’analyse automatique de l’ECG. Elles sont généralement stratifiées en fonction des deux variables, âge et sexe, qui sont les principaux facteurs de variation chez un adulte. La morphologie du complexe QRS dans les diverses dérivations se comprend aisément en se référant au schéma d’activation cardiaque.

I.8.5 SEGMENT ST

Il correspond à la phase deux, en plateau, du potentiel d’action trans-membranaire. Le segment ST est normalement isoélectrique : son déplacement vers le haut (“sous-décalage” ou “sus-dénivellation”) ou vers le bas (“sous-décalage” ou “sous-dénivellation”) indique généralement un état pathologique, le plus important étant l’ischémie myocardique. Cependant le segment ST normal peut être légèrement décalé, vers le haut au repos, ou vers le bas à l’effort : dans ce dernier cas, il a habituellement une pente oblique ascendante. Chez des sujets jeunes souvent de sexe masculin, un sus-décalage du segment ST (de 1 mm à 3 mm) peut se voir dans les précordiales moyennes, il s’agit d’un aspect appelé “repolarisation précoce”. Le déplacement du segment ST s’apprécie en comparant son niveau à celui du su segment TP suivant ou, de façon plus pratique, au niveau des quelques millisecondes qui précèdent le début précis du complexe QRS.

I.8.6 L’ONDE T

Elle correspond à la phase 3 terminale de la repolarisation ventriculaire. Elle a normalement un aspect asymétrique avec une pente initiale plus faible que son versant descendant, c’est-à-dire une montée plus lente que la descente et un sommet légèrement arrondi. Son amplitude est faible, de 1 à 4 mm, grossièrement proportionnelle à celle de l’onde rapide QRS. En général, là où s’observe l’onde R la plus ample, s’observe aussi la plus grande onde T mais les ondes T les plus amples par rapport aux QRS s’observent en V2 et V3. L’orientation de l’onde T chez des adultes normaux est gauche, inférieure et, la plupart du temps, antérieure. Chez les enfants, les adolescents et les jeunes femmes, elle peut être postérieure mais devient progressivement antérieure avec le vieillissement. L’onde T en V1 peut être positive, isoélectrique ou négative. Elle est généralement positive de V2 à V6 chez l’adulte. En règle générale, l’onde T normale est plus ample en V6 qu’en V1. Chez l’enfant et chez le jeune adulte, surtout chez la jeune femme, l’onde T peut être négative de V1 jusqu’en V3-V4 (onde T “juvénile”). Chez l’adulte, les dérivations périphériques montrent généralement une onde T positive, excepté aVR où l’onde T est toujours négative.



L'onde T peut être négative dans la dérivation III si la position du cœur est horizontale et dans la dérivation aVL si la position du cœur est verticale. Avec le segment ST, l'onde T est la partie du tracé qui est la plus sensible aux influences extérieures reflétant des phénomènes physiologiques ou pathologiques.

I.8.7 L'INTERVALLE QT

Il s'agit de la distance entre le début du complexe et la fin de l'onde T, englobant la dépolarisation et repolarisation ventriculaires. Dans les 12 dérivations, l'intervalle QT global est défini comme la distance allant du début le plus précoce du QRS à la fin la plus tardive de l'onde T. Cet intervalle QT, cependant, n'est pas nécessairement un reflet fidèle du temps global de repolarisation ventriculaire : certaines régions du ventricule peuvent être complètement repolarisées avant la fin du QT tandis que d'autres ne termineront leur repolarisation qu'après la fin du QT. On s'intéresse beaucoup à l'heure actuelle à la "dispersion" de l'intervalle QT, c'est-à-dire aux différences du QT d'une dérivation à l'autre, qui pourrait refléter une inhomogénéité de la phase de repolarisation au sein du myocarde ventriculaire et constituer un élément prédictif d'arythmies ventriculaires éventuellement létales. Il en est de même de la dynamique de l'intervalle QT, qui dépend entre autres du système nerveux autonome, appréciée sur un enregistrement continu de 24h (le Holter). La durée de l'intervalle QT varie en fonction de la fréquence cardiaque, de l'âge et du sexe. La correction la plus couramment utilisée est celle qui tient compte de la fréquence cardiaque : c'est l'intervalle QT corrigé pour la fréquence ou QTc obtenu au moyen de la formule de Bazett :

$$QTc = K\sqrt{RR}$$

où $K = 0,37$ pour les hommes et enfants et $K = 0,40$ pour les femmes. La limite supérieure de l'intervalle QTc normale est de 0,39 à 0,40 secondes chez l'homme et 0,41 à 0,44 chez la femme.

I.8.8 L'ONDE U

L'onde U est une déflexion positive de faible amplitude qui est parfois observée après l'onde T et presque uniquement visible dans les précordiales. Sa signification exacte reste discutée.



I.9 ANALYSE DE L'ECG [Dauzat04]

I.9.1 LE RYTHME CARDIAQUE :

I.9.1.1 RYTHME RÉGULIER :

Il est régulier si la fréquence cardiaque est constante durant toute la durée de l'ECG.

I.9.1.2 RYTHME SINUSAL :

DÉFINITION: Le rythme est qualifié de sinusal lorsque l'ensemble de l'activité cardiaque est sous la dépendance du nœud sinusal.

CRITÈRES: Le rythme est dit sinusal en électrocardiographie lorsque le tracé est constitué dans l'ordre d'une onde P devant chaque complexe QRS.

I.10 LES TROUBLES DU RYTHME CARDIAQUE (ARYTHMIES CARDIAQUES) [Chauvin, Kindersley91]

Les troubles cardiaques sont la principale cause de mortalité. Ils peuvent être dus à une malformation congénitale, à une infection, à un rétrécissement des artères coronaires, à une hypertension artérielle ou à des troubles du rythme.

Le rythme dépend d'une part de la localisation et de la fréquence des excitations du pacemaker (nœud sinusal) et d'autre part de la manière dont ce propage l'excitation émise par le pacemaker. Ainsi les troubles ou arythmies seront classés en :

- **Troubles de l'excitabilité:** ou le pacemaker est soit sinusal : tachycardie ou bradycardie sinusale, soit ectopique : auriculaire extra-sinusal (réalisant les rythmes auriculaires), ou ventriculaire (réalisant les rythmes ventriculaires).
- **Troubles de la conduction:** ou le pacemaker est normal, mais ou la conduction auriculo-ventriculaire de l'excitation est anormal, ralentie ou bloquée : ce sont les blocs auriculo-ventriculaire.

I.10.1 TROUBLES DE L'EXCITABILITÉ

I.10.1.1 LES ANOMALIES DU RYTHME SINUSAL

I.10.1.1.1 LA TACHYCARDIE SINUSALE :

Rythme sinusal rapide et régulier du cœur (de 100 à 140 battements par minutes). Une tachycardie sinusale est causée par un accroissement de l'activité électrique du nœud sinusal (stimulateur naturel du cœur). Elle s'avère normale en cas de stress et au cours d'un effort.



Une tachycardie sinusale qui persiste au repos peut être observé en cas de fièvre, d'hyperthyroïdie ou encore d'autres maladies.

I.10.1.1.2 LA BRADYCARDIE SINUSALE :

Rythme sinusal lent et régulier du cœur (moins de 60 battements par minutes). Cette bradycardie est due à un ralentissement de l'activité électrique du nœud sinusal. Contrairement au bloc auriculo-ventriculaire, la propagation des impulsions sinusales au reste des voies de conduction spécifiques n'est pas affectée.

Une bradycardie sinusale s'observe normalement chez les athlètes et les sujets entraînés. Elle peut aussi être induite par des techniques de relaxation. Elle peut enfin être secondaire à une hyperthyroïdie, à un infarctus du myocarde ou à des médicaments comme les bêtabloquants et la digoxine.

I.10.1.2 LES ANOMALIES DU RYTHME AURICULAIRE :

I.10.1.2.1 LES EXTRASYSTOLES AURICULAIRE :

Une extrasystole auriculaire est une contraction prématurée des oreillettes en raison d'un foyer ectopique. Sur l'ECG, la régularité du rythme sinusal est interrompue par une onde P prématurée, le plus souvent suivie d'une dépolarisation ventriculaire. Mais l'onde P extra systolique peut être également isolée, non suivie d'un ventriculogramme (complexe QRS), car une grande prématurité de l'extrasystole atteignant trop précocement le nœud auriculo-ventriculaire ne peut le franchir (onde P extrasystolique bloquée). En fonction du site d'origine de l'extrasystole au sein des deux oreillettes, la dépolarisation de celle-ci se fait selon une direction parfois très différentes de la normale : la morphologie de l'onde P sur l'ECG est donc modifiée, par exemple négative en DII, DIII et aVF lorsqu'elle prend naissance dans la partie basse de l'oreillette droite (dépolarisation ascendante des oreillettes, donc inverse du sens normale de la dépolarisation).

Les extrasystoles peuvent se répéter plusieurs fois de suite : lorsqu'elles sont nombreuses et successives, on parle de salve d'extrasystoles.

I.10.1.2.2 LA TACHYCARDIE AURICULAIRE :

On peut définir schématiquement une tachycardie auriculaire comme étant la conséquence d'un foyer de dépolarisation anormal, ectopique (c'est-à-dire situé hors du nœud sinusal) et se dépolarisant de façon autonome et régulière, entre 160 et 200 battements par minute. Si l'ECG pouvait un instant se réduire à la seule activité auriculaire, on observerait des ondes P bien individualisés, régulières et séparées par un espace constant et isoélectrique. Mais la dépolarisation



ventriculaire qui suit l'activité auriculaire masque souvent cette dernière et l'on n'observe souvent qu'une tachycardie régulière, à complexes le plus souvent fins en dehors d'un bloc de branche, où il est très difficile de distinguer des ondes P. Des manœuvres simples ralentissent la conduction auriculo-ventriculaire permettent alors souvent de faire le diagnostic.

I.10.1.2.3 LE FLUTTER AURICULAIRE :

Trouble du rythme cardiaque dans lequel les oreillettes se contractent très rapidement, 300 fois par minute environ. Le nœud auriculo-ventriculaire, qui assure la transmission des impulsions électriques entre les oreillettes et les ventricules, ne conduit que 1 fois pour 2, 3 ou même 4 contractions des oreillettes. Le flutter auriculaire survient habituellement après 40 ans chez des malades atteints de cardiopathies.

Le traitement fait appel au choc électrique, à la stimulation électrique temporaire des oreillettes ou aux médicaments antiarythmiques.

I.10.1.2.4 LA FIBRILLATION AURICULAIRE :

Troubles du rythme cardiaque caractérisé par la disparition du rythme sinusal normal remplacé par une tachycardie auriculaire rapide (de 400 à 600 battements des oreillettes par minute) et totalement irrégulière.

La fibrillation auriculaire peut survenir au cours de la plupart des maladies cardiovasculaires, de quelques maladies pulmonaires ou des maladies rares comme la thyrotoxicose. Dans certains cas, on ne retrouve aucune cause.

Symptômes et signes : l'installation soudaine d'une fibrillation auriculaire peut être responsable de palpitations ou d'un angor (douleur thoracique due à une insuffisance coronaire). Chez l'insuffisant cardiaque, la fibrillation auriculaire peut réduire de 30 % le débit cardiaque.

Traitement : chaque fois que cela est possible, il est souhaitable de rétablir le rythme normal, au moyen de médicaments antiarythmiques ou parfois d'une cardioversion (administration au cœur d'un choc électrique).

Lorsque la fibrillation auriculaire est ancienne ou associé à une maladie grave, la possibilité de rétablissement du rythme normal est de son maintien est plus faible. On se contente le plus souvent de la ralentir par les digitaliques.



I.10.1.3 LES ANOMALIES DU RYTHME VENTRICULAIRE :

I.10.1.3.1 LES EXTRASYSTOLES VENTRICULAIRE :

Contraction cardiaque anormale prématuré, déclenché par des impulsions électriques nées des ventricules et non du nœud sinusal situé dans l'oreillette droite.

Les extrasystoles ventriculaires sont souvent asymptomatiques, notamment chez le sujet âgé. Elles peuvent être dues à un surdosage de médicaments.

Les extrasystoles ventriculaires s'inscrivent sur l'électrocardiogramme sous la forme d'une onde prématurée d'aspect bizarre.

Quand un patient a des extrasystoles ventriculaires fréquentes symptomatiques ou qu'elles ont comme origine différentes régions des ventricules, un traitement par antiarythmiques peut être nécessaire.

I.10.1.3.2 LA TACHYCARDIE VENTRICULAIRE :

Trouble grave du rythme cardiaque au cours duquel les battements sont engendrés par l'activité électrique des ventricules, au lieu de naître du nœud sinusal dans l'oreillette droite. Le cœur bat anormalement vite (entre 140 et 220 battements par minute).

Une tachycardie ventriculaire est généralement en rapport avec une affection cardiaque sérieuse telle qu'un infarctus du myocarde ou cardiomyopathie par exemple. Elle dure de quelques secondes à plusieurs jours.

Le traitement d'urgence repose sur la cardioversion ou sur l'injection d'un antiaritmique, comme la lidocaïne. Une fois l'arythmie réduite, le traitement antiarythmique se poursuit en général oralement pendant plusieurs mois. Non traité, la tachycardie ventriculaire peut entraîner une insuffisance cardiaque et la mort.

I.10.1.3.3 LE FLUTTER VENTRICULAIRE :

Le rythme ventriculaire est très rapide (supérieure à 250 battements par minute). Les ondes P ne sont pas visibles. Il se distingue de la fibrillation ventriculaire par l'aspect relativement organisé des complexes QRS qui donnent un aspect sinusoïdal au tracé.

I.10.1.3.4 LA FIBRILLATION VENTRICULAIRE :

Contractions cardiaques rapides, irrégulière et totalement inefficaces due à des contractions anarchiques des ventricules. C'est une complication fréquente de l'infarctus du myocarde. Elle peut aussi être secondaire à une électrocution. Le cœur cesse de pomper efficacement le sang et la mort survient, sauf si le rythme normal est rapidement rétabli.



Le diagnostic est confirmé par l'électrocardiogramme qui montre de grandes ondes irrégulières plus ou moins amples. Le traitement fait appel à la défibrillation (application d'un choc électrique au cœur) et aux médicaments antiarythmiques.

I.10.2 TROUBLE DE LA CONDUCTION

I.10.2.1 LE BLOC AURICULO-VENTRICULAIRE :

Troubles de conduction cardiaque pouvant provoquer des étourdissements, des syncopes ou des accidents cérébraux. Ce trouble est dû au ralentissement ou à l'interruption de la propagation des impulsions électriques dans les voies de conduction spécifiques du cœur. Bien que les oreillettes se contractent normalement, leurs impulsions ne sont conduites aux ventricules qu'avec un retard ou peuvent même être bloqués.

Il existe plusieurs degrés de bloc auriculo-ventriculaire (BAV). Dans la forme la moins grave, le décalage entre les contractions des oreillettes et des ventricules est légèrement plus long que la normale (on parle d'un allongement P-R, d'après l'aspect du tracé de l'ECG). Parfois, le décalage s'allonge de contraction en contraction, jusqu'à ce que, finalement, une contraction ventriculaire manque. Dans les cas encore plus grave, la moitié seulement, ou le tiers, ou encore le quart des contractions auriculaires se propagent aux ventricules. Dans le bloc complet, les oreillettes et les ventricules se contractent indépendamment. Ainsi le taux des contractions auriculaires varie selon l'activité physique du patient et les contractions ventriculaires sont lentes environ 40 battements par minute.

Causes: Un BAV peut être secondaire à une maladie coronaire, une myocardite (inflammation du myocarde), un surdosage médicamenteux (digitaliques, par exemple), un rhumatisme articulaire aigu ou une aortite syphilitique. Mais, dans la moitié des cas, le BAV est d'origine dégénérative et on ne retrouve aucun antécédent cardiaque connu.

I.10.2.2 BLOC DE BRANCHE :

Ralentissement ou interruption de la conduction des influx électriques vers l'un des ventricules du cœur (bloc de branche gauche ou droit), qui se contracte donc avec un certain retard sur l'autre. Les blocs de branches s'observent dans des cardiopathies très diverses.



I.11 BASE DE DONNÉE MIT/BIH

Depuis 1975, les laboratoires de l'hôpital de Beth Israël à Boston et MIT ont réalisé une base de données MIT/BIH, qui a été commencée à être distribuée en 1980. Cette base de données contient 48 enregistrements extraits d'une demi-heure des enregistrements ambulatoires à deux voies d'ECG, obtenus à partir de 47 sujets étudiés par le laboratoire d'arythmie de BIH entre 1975 et 1979. Vingt-trois enregistrements ont été choisis au hasard d'un ensemble de 4000 enregistrements ambulatoires de 24 heures d'ECG rassemblées d'une population mélangée des patients hospitalisés (60 %) et des patients non hospitalisés (40 %) à l'hôpital de Beth Israël à Boston (les séries "100"), les 25 enregistrements restants ont été choisis parmi les mêmes enregistrements mais en considération des arythmies rarement observés qui ont une signification clinique (les séries "200").

Les enregistrements ont été échantillonnés à une fréquence $f_e = 360 \text{ Hz}$ avec une résolution de 11 bits sur une gamme de 10 mV. Deux cardiologues ou plus ont indépendamment annoté chaque enregistrement, environ 110.000 annotations ont été incluses avec la base de données [Chikh05].

I.12 CONCLUSION

Ce chapitre a permis de définir les concepts généraux en cardiologie ainsi que les principes qui régissent la genèse du signal ECG mais aussi son observation.

Ce chapitre a aussi introduit l'ensemble des concepts sur l'activité cardiaque ainsi que des définitions concernant les différents paramètres du signal ECG que nous allons mesurer par la suite. Une description sommaire des différents troubles du rythme cardiaque (Arythmies cardiaques) était aussi présentée.

Enfin, dans la dernière partie de ce chapitre une description de la banque de données universelle MIT/BIH était faite. Celle-ci constitue la source des différents signaux qui seront utilisés pour tester nos algorithmes.

**C
H
A
P
I
T
R
E**

II

**Généralités sur
la théorie des
ondelettes**



II.1– INTRODUCTION

Le traitement du signal est devenu une composante essentielle de l'activité scientifique et technologique contemporaine. Le traitement du signal est par exemple utilisé dans les télécommunications ou l'analyse des images dans un but de traitement, d'identification, de compression, de transmission ou de compréhension.

La plus célèbre et la plus ancienne des transformations pour étudier les différents points énumérés ci-dessus est la transformée de Fourier. Lors de cette transformation le signal est décomposé sur un ensemble de fonctions de base qui sont le cosinus, le sinus ou l'exponentielle imaginaire.

Très tôt dans l'histoire du traitement du signal, il est apparu que la décomposition obtenue n'était pas toujours la plus satisfaisante lorsque l'on était confronté à des phénomènes non stationnaires.

Une nouvelle transformation nommée transformation en ondelettes est née de la convergence des travaux théoriques déjà anciens, notamment ceux de Haar (1910), de Littlewood et Paley (1930), de Zygmund (1930), de Gabor (1940), puis vers 1960 de Calderon, et des idées récentes mises en avant propos; pour le traitement numérique de certains signaux par Morlet (le premier à avoir proposé le nom d'ondelettes, 1982), ou pour le développement d'outils mathématiques utilisés en physique théorique par Grossmann (1983).

Dés lors de nombreux chercheurs apportèrent des bases mathématiques solides en faisant apparaître la notion de base orthogonale (Meyer, 1985), d'analyse multirésolution (Mallat, 1989), et d'ondelettes à support compact (Daubechies, 1988).

Le but de ce chapitre est de présenter la théorie des ondelettes, mais avant d'entamer cette présentation on va tout de même présenter l'analyse de Fourier.

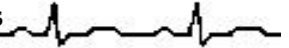
II.2– ANALYSE DE FOURIER

L'analyse temporelle d'un signal doit s'accompagner très souvent d'une analyse fréquentielle. La première représentation nous renseigne sur la durée du signal et ses discontinuités, la deuxième présente l'intérêt de renseigner sur la périodicité du signal [Brishoual01].

II.2.1– TRANSFORMÉE DE FOURIER

La méthode dite de décomposition en série de Fourier, consistant en la décomposition d'un signal en somme de fonctions sinusoïdales de fréquences différentes, est l'outil le plus connu et utilisé pour le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel.

Les séries de Fourier sont utilisées pour l'étude des signaux périodiques (par exemple, les signaux carrés, triangulaires etc...). Ceux-ci peuvent en effet être représentés comme une



superposition d'une onde sinusoïdale fondamentale (dont la fréquence est appelée la fréquence fondamentale) et de diverses harmoniques de fréquences multiples de la fréquence fondamentale.

Pour les signaux non périodiques, il est nécessaire d'avoir recours à une intégrale de Fourier, c'est à dire à une somme continue. Cette méthode consiste à représenter le signal par une superposition d'ondes sinusoïdales de toutes les fréquences possibles. Les amplitudes associées à ces fréquences représentent, comme pour les séries de Fourier, les importances respectives des diverses ondes sinusoïdales.

Ces amplitudes forment alors une fonction de la fréquence f appelée "spectre continu des fréquences du signal" : c'est la transformée de Fourier du signal. Elle est calculée à l'aide de l'intégrale de Fourier [Brishoual01, Meyer93]:

$$\hat{s}(w) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) e^{-iwt} dt \quad w = 2\pi f \quad (\text{II.1})$$

La transformée inverse permet de reconstruire le signal à partir des sinusoïdes qui le constituent :

$$s(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{s}(w) e^{iwt} dw \quad (\text{II.2})$$

Pour que la transformée de Fourier existe, le signal doit être de carré sommable [appartenant à L^2], c'est-à-dire d'énergie finie. Pour les signaux réels, cette condition est toujours remplie puisque la mesure est faite sur un temps fini.

Une des propriétés intéressantes de la transformée de Fourier, est l'identité de Parseval, qui est très utile pour la suite :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |s(t)|^2 dt = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} |\hat{s}(w)|^2 dw \quad (\text{II.3})$$

D'une façon générale, on peut définir la transformée de Fourier comme une application linéaire qui associe à N valeurs $s(0), \dots, s(k), \dots, s(N-1)$, N autres valeurs $\hat{s}_0, \dots, \hat{s}_n, \dots, \hat{s}_{N-1}$, définies par :

$$\hat{s}_n = \sum_{k=0}^{N-1} s(k) e^{-i2\pi \frac{kn}{N}}, \quad n \in \{0, \dots, N-1\} \quad (\text{II.4})$$

où N représente le nombre minimum d'échantillons à prendre pour reconstruire le signal $s(t)$. Dans ce cas on nommera cette transformée, transformée de Fourier discrète. La transformée de Fourier discrète inverse s'écrit :

$$s(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \hat{s}_n e^{i2\pi \frac{kn}{N}}, \quad k \in \{0, \dots, N-1\} \quad (\text{II.5})$$



II.2.2– INCONVÉNIENTS DE L'ANALYSE DE FOURIER

Malgré son immense succès, cette technique a plusieurs défauts [Brishoual01] :

- Manque de localisation temporelle. En effet, l'analyse de Fourier permet de connaître les différentes fréquences excitées dans un signal, c'est à dire son spectre, mais ne permet pas de savoir à quels instants ces fréquences ont été émises. Cette analyse donne une information globale et non locale, car les fonctions d'analyse utilisées sont des sinusoides qui oscillent indéfiniment sans s'amortir. Cette perte de localisation n'est pas un inconvénient pour analyser des signaux stationnaires, mais le devient pour des signaux non stationnaires.
- La transformée de Fourier n'est pas l'outil adapté à l'étude de signaux dont la fréquence varie dans le temps. De tels signaux nécessitent la mise en place d'une analyse temps-fréquence qui permettra une localisation des périodicités dans le temps et indiquera donc si la période varie d'une façon continue.

II.3– ANALYSE TEMPS-FRÉQUENCE

La représentation temps-fréquence met en jeu deux opérations réciproques : l'analyse et la synthèse. Pour effectuer l'analyse du signal, on le décompose en somme de constituants simples et universels, appelés fonctions élémentaires. Les fonctions élémentaires de l'analyse de Fourier sont les fonctions sinusoïdales, elles dépendent d'un seul paramètre (*la fréquence*). En représentation temps-fréquence, on fait intervenir deux paramètres, a et b , où a est lié à la fréquence et b au temps [Meyer93].

II.3.1– TRANSFORMÉE DE FOURIER À FENÊTRE GLISSANTE (STFT)

Transformée de Fourier à fenêtre glissante (STFT) est la première forme de représentation temps-fréquence, elle est apparue vers les années 1940 grâce à un physicien appelé Denis Gabor [Gabor46]. Elle permet de résoudre les problèmes évoqués par la transformée de Fourier. L'idée a été de multiplier le signal $s(t)$ par une fenêtre de dimension finie en un instant donné et en prenant ensuite la transformée de Fourier du produit, on obtiendra des informations spectrales du signal à ce moment. En faisant glisser la fenêtre sur tout le signal, il sera alors possible de faire une analyse en temps et en fréquence du signal. Des exemples de fenêtres d'analyse sont donnés dans la littérature : fenêtre triangulaire, fenêtre de Hamming et Hanning, fenêtre de Gauss, ... etc.

Cette théorie est exprimée par la relation suivante :

$$W_{a,b}(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \bar{g}(t-b) e^{-2\pi i at} dt \quad (\text{II.6})$$



L'application $s \rightarrow W_{a,b}(f)$ s'appelle la transformée de Fourier à fenêtre glissante de s . $W_{a,b}$ est une famille de coefficients à deux paramètres réels a et b . $W_{a,b}(f)$ donne une indication sur ce que se passe autour de l'abscisse $t = b$ pour la fréquence a ; $g(t)$ représente la fenêtre d'analyse [LeCadet04].

II.3.2— LOCALISATION TEMPS-FRÉQUENCE DE LA STFT

La localisation en temps-fréquence se mesure en écart-type et se représente sous forme d'une boîte de Heisenberg. [Chaplais]

✚ Théorème d'incertitude de Heisenberg

Si f est dans L^2 , alors on peut définir son écart-type en temps σ_t et l'écart-type (en fréquence) de sa transformée de Fourier σ_w . Alors

$$\sigma_t^2 \cdot \sigma_w^2 \geq \frac{1}{4} \tag{II.7}$$

On est donc contraint à un compromis entre résolution temporelle et fréquentielle.

Pour la transformée de Fourier à fenêtre glissante l'écart-type en temps est *constant*. L'écart-type en fréquence est *constant*. Voici un exemple de boîtes de Heisenberg d'atomes de Fourier fenêtrés [Chaplais]:

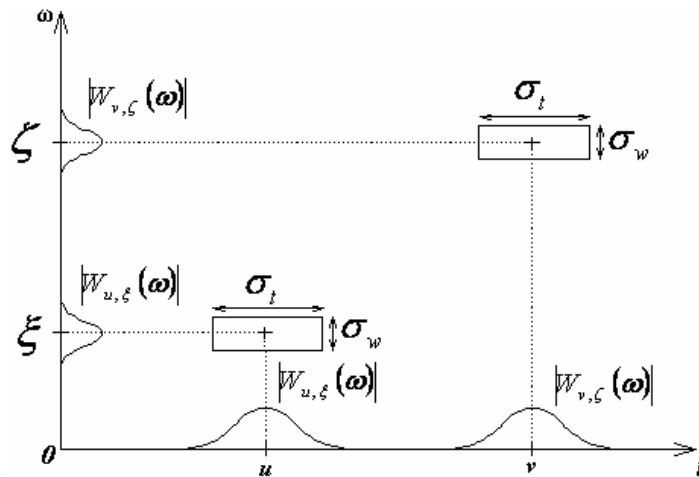


FIG. II.1 – BOÎTES DE HEISENBERG DE LA STFT

II.3.3— SYNTHÈSE SUR LA STFT [Brishoual01]

Dans la méthode de Fourier, les “fonctions de bases” sont totalement concentrées en fréquence (impulsions de Dirac) et totalement réparties dans le temps (sinusoïdes non amorties s'étendant de $-\infty$ à $+\infty$). C'est une autre façon d'expliquer que le passage dans l'espace de Fourier donne le maximum d'informations sur la répartition des fréquences mais perd entièrement les informations relatives au temps.



Dans la méthode de la transformée de Fourier à fenêtre glissante, les informations temps-fréquences restent couplées par un compromis, limité par la relation d'incertitude (incertitude de Heisenberg), sur la localisation à la fois en temps et en fréquence. Ceci met en évidence les avantages de cette méthode sur celle de Fourier.

Cependant, la méthode de la transformée de Fourier à fenêtre glissante, présente l'inconvénient majeur d'avoir une fenêtre de longueur fixe. Il n'est donc pas possible d'analyser simultanément des phénomènes dont les échelles de temps sont différentes. De plus, le calcul de la STFT doit s'effectuer pour chaque changement de taille de la fenêtre d'où une charge de calcul importante.

Une autre méthode d'analyse, qui ne privilégie aucune échelle particulière mais qui généralise à toutes les échelles, l'analyse locale des fréquences obtenues par la STFT, est donc nécessaire. En 1982, le géophysicien J. Morlet ouvre la voie conduisant à la solution en construisant la transformation en ondelettes.

II.4– LES ONDELETTES

Les ondelettes, famille de fonctions déduites d'une même fonction, appelée ondelette mère, par opérations de translations et dilatations, ont trouvé, par la puissance de leur théorie, des applications dans de nombreux domaines aussi variés que les mathématiques (analyse, probabilités, fractales), le traitement du signal (compression, astronomie, sismique), la physique (mécanique quantique, turbulence). En effet, cet outil permet la représentation de fonctions de L^2 (fonctions d'énergies finies), dans une base bien localisée en temps et en fréquence, offrant les avantages de l'analyse de Fourier et s'affranchissant des inconvénients du manque de localisation de cette dernière.

Lorsque le signal est analysé avec une grande fenêtre, le signal est de faible résolution : la forme générale du signal est alors obtenue. Plus la largeur de la fenêtre diminue, plus la résolution croît et présente ainsi les détails du signal [\[Brishoual01\]](#).

II.4.1– LOCALISATION TEMPS-FRÉQUENCE DES ONDELETTES

L'écart-type en temps est proportionnel à a (facteur d'échelle ou dilatation). L'écart-type en fréquence est inversement proportionnel à a . Voici un exemple de *boîtes de Heisenberg* d'atomes d'ondelettes [\[Chaplais\]](#):

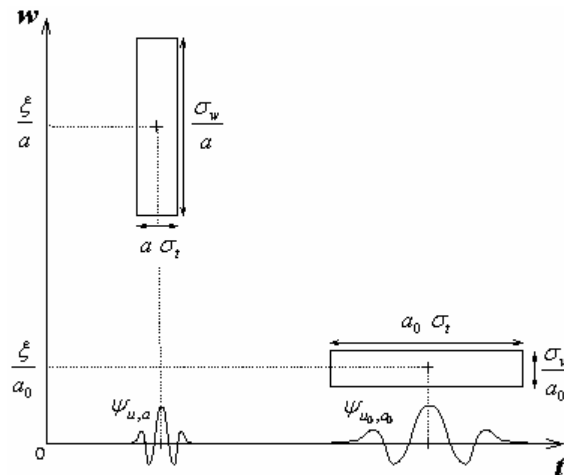


FIG. II.2 – BOÎTES DE HEISENBERG DES ONDELETTES

II.4.2– TRANSFORMÉE EN ONDELETTES CONTINUE (T.O.C)

A partir d’une fonction de base ψ , appelée ondelette mère, on construit une famille de fonctions analysantes [Brishoual01, Mallat98, Bernard]:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0) \tag{II.8}$$

où le paramètre a est le facteur d’échelle (dilatation) ; et b est le paramètre de translation.

On définit alors les coefficients de la transformée en ondelettes continue d’un signal $s(t)$, comme étant le produit scalaire :

$$C_s(a,b) = \langle s(t), \psi_{a,b}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi_{a,b}^*(t) dt \quad \text{avec } \psi_{a,b}^* \text{ conjugué de } \psi_{a,b} \tag{II.9}$$

Ces coefficients mesurent, en un certain sens, les fluctuations du signal $s(t)$ autour du point $t=b$, à l’échelle fournie par a . D’après l’équation (II.8), en diminuant a , le support de $\psi_{a,b}$ est réduit en temps et donc couvre une plage en fréquence plus grande et vice versa. Donc $1/a$ est proportionnel à une fréquence [Mallat92].

Pour un facteur d’échelle assez grand, la représentation des coefficients d’ondelettes en fonction de b , la position, donne une représentation de “la forme générale de la fonction”. Par contre un facteur d’échelle faible correspond à une représentation des singularités. Cette propriété de “microscope” est très utile pour l’étude de la régularité d’une fonction.

La transformée en ondelettes, comme il sera démontré par la suite, est un opérateur linéaire, invariant par translation, et par dilatation. Quelque soit l’échelle et quelque soit l’endroit, l’analyse



du signal se fait avec la même fonction. La transformée en ondelettes d'un signal n'est pas unique, elle dépend de l'ondelette mère utilisée (la suite montrera qu'il existe plusieurs types d'ondelettes).

On notera que la norme de $\psi_{a,b}(t)$ est conservée lors du changement de facteur d'échelle :

$$\begin{aligned} \|\psi_{a,b}\|^2 &= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{a} \left| \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \right|^2 dt \\ &= \frac{1}{a} \int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(x)|^2 a dx \\ &= \|\psi\|^2 \end{aligned} \tag{II.10}$$

L'ondelette mère $\psi(t)$ devra avoir une bonne localisation, donc à l'infini, une convergence rapide vers 0, et devra être oscillante. On demande que l'intégrale de $\psi(t)$ soit nulle et qu'il en soit de même pour les m premiers moments de ψ . Cela s'écrit :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^k \psi(t) dt = 0 \quad \text{pour} \quad 0 \leq k \leq m \tag{II.11}$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = \hat{\psi}(0) = 0 \tag{II.12}$$

On peut montrer que si la fonction analysante (l'ondelette) est correctement choisie, la transformation en ondelettes continue est inversible. Le signal $s(t)$ peut être reconstruit après double intégration suivant le facteur d'échelle a et le paramètre de translation b :

$$s(t) = \frac{1}{C_\omega} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{a^2} C_s(a,b) \psi_{a,b}(t) da db \tag{II.13}$$

Cette possibilité reste théorique car le calcul n'est possible que numériquement et sa convergence peut être très lente. Le coefficient C_ω est une constante qui dépend du choix de l'ondelette et est donné par :

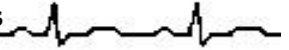
$$C_\omega = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty \tag{II.14}$$

Cette condition est dite condition d'admissibilité, elle se ramène le plus souvent à la condition exprimée par l'équation (II.12).

II.4.2.1- QUELQUES PROPRIÉTÉS [Brishoual01]

Linéarité :

La transformée en ondelettes est linéaire, c'est à dire :



$$C_{\alpha s_1 + \beta s_2}(a, b) = \alpha C_{s_1}(a, b) + \beta C_{s_2}(a, b) \quad (\alpha, \beta) \in \mathbb{Z}^2, (s_1, s_2) \in L^2(\mathbb{R}^2) \quad (\text{II.15})$$

✚ Translation :

Une des propriétés importante de la transformée en ondelettes continue est l'invariance en translation :

$$C_{\tau_{b_0} s}(a, b) = C_s(a, b - b_0) \quad (\text{II.16})$$

où $\tau_{b_0} s$ désigne la translation de s par le vecteur b_0 , c'est-à-dire $(\tau_{b_0} s)(t) = s(t - b_0)$

✚ Dilatation :

La transformée en ondelettes a également une propriété de dilatation. En effet, si la famille d'ondelettes est déterminée par l'équation (II.8) (avec une normalisation L^2), on obtient la relation suivante :

$$C_{\delta_k s}(a, b) = k^{-\frac{1}{2}} C_s(ka, kb) \quad \text{avec} \quad \delta_k s(t) = s(kt) \quad (\text{II.17})$$

Afin de s'affranchir du facteur de dilatation $k^{-\frac{1}{2}}$, la normalisation L^1 de la famille d'ondelettes peut s'avérer extrêmement importante. En effet, ceci conduit à une propriété d'invariance en dilatation :

$$C_{\delta_k s}(a, b) = C_s(ka, kb) \quad (\text{II.18})$$

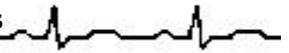
II.4.3– TRANSFORMÉE EN ONDELETTES DISCRÈTE (T.O.D)

La transformée en ondelettes continue telle qu'elle est définie est redondante, c'est-à-dire que l'on obtient plus de coefficients d'ondelettes qu'il en est nécessaire pour décrire le signal de manière exhaustive.

En pratique, on a plus souvent affaire à des signaux discrets, mais même sans cela, on a intérêt à discrétiser les valeurs de a et b .

Pour se rendre compte d'une part, de l'intérêt d'utiliser les ondelettes et d'autres part, de la manière dont on va discrétiser les valeurs a et b , on va regarder comment les ondelettes se déploient ou se répartissent en temps et en fréquence, par rapport, par exemple, à une transformée de Fourier à fenêtre glissante (STFT).

Pour cela, on va représenter, en les juxtaposant, les supports temporels et fréquentiels de la STFT et des ondelettes dans le plan défini en abscisse par l'axe temporel et en ordonnées par l'axe fréquentiel. On visualise ainsi comment est découpé le plan temps-fréquence pour chaque type de transformée (Figure II.3).



Le pavage temps-fréquence ou temps-échelle utilisé sur la figure II.3.B suggère une méthode de discrétisation exponentielle pour les échelles (les fréquences) et pour le temps [LePage03].

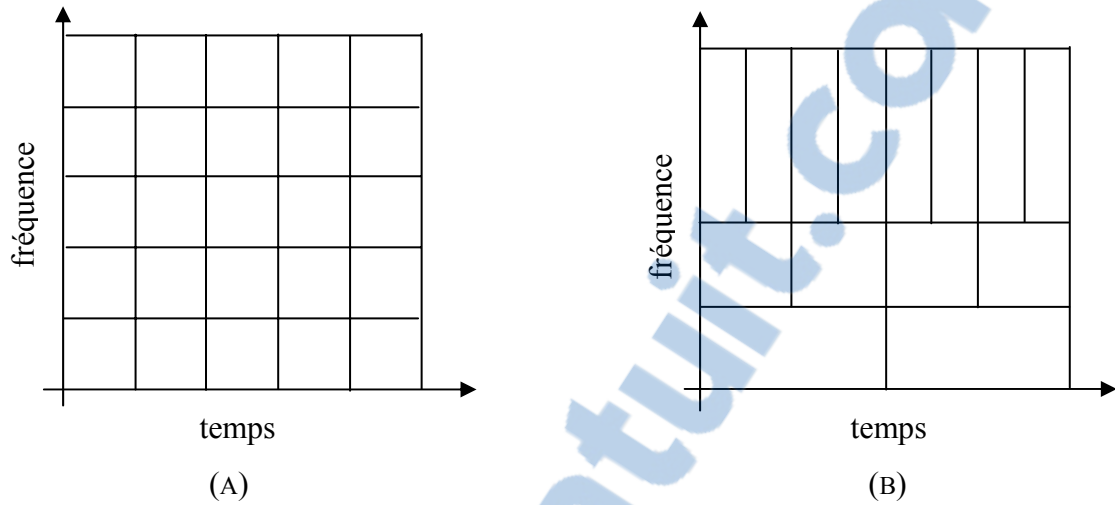


FIG. II.3 – LE PAVAGE TEMPS-FRÉQUENCE, (A) GÉNÉRÉ PAR LA STFT, (B) GÉNÉRÉ PAR LA TRANSFORMÉE EN ONDELETTES.

Soit $a = a_0^m$ et $b = b_0^n$ avec $a_0, b_0 \in \mathbb{Z}$. On obtient alors une transformée en ondelettes discrète¹ [Mallat98].

$$C_s(m, n) = a_0^{-\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi(a_0^{-m} t - n b_0) dt \tag{II.19}$$

Si on choisit $a = 2$ et $b = 1$, on parle alors de transformée en ondelettes dyadique.

$$C_s(m, n) = \left(\sqrt{2}\right)^{-m} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi\left(\frac{t}{2^m} - n\right) dt \tag{II.20}$$

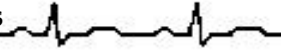
II.4.4– ONDELETTES ORTHOGONALES [Brishoual01] :

La famille de fonction $\psi_{a,b}(t)$ constitue une base d’ondelettes orthogonale de l’espace $L^2(\mathfrak{R})$ de fonction de carré intégrable sur \mathfrak{R} , si les paramètres a et b sont discrétisés suivant : $a = 2^{-j}$ et $b = k 2^{-j}$ où $k, j \in \mathbb{Z}$.

Cette propriété permet de calculer à une échelle j donnée, les coefficients $C_s(2^{-j}, k 2^{-j})$ d’un signal $s(t)$ par :

$$C_s(2^{-j}, k 2^{-j}) = 2^{\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi(2^j t - k) dt \tag{II.21}$$

¹ Il faut noter ici que c’est la transformée qui est discrète, et non l’ondelette qui reste une fonction continue.



Si la fonction $s(t)$ est discrétisée, en supposant une période d'échantillonnage égale à 1 pour des raisons de simplicité, l'équation (II.21) s'écrit alors :

$$C_s(2^{-j}, k2^{-j}) = 2^{\frac{j}{2}} \sum_n s(n) \psi(2^j n - k) \quad (\text{II.22})$$

Pour calculer la transformée en ondelettes d'une fonction en différents points dans le plan temps-échelle, il n'est pas nécessaire de connaître les valeurs de la fonction sur l'ensemble de l'axe des temps. Il suffit simplement de connaître les valeurs de la fonction aux temps où l'ondelette est différentes de zéro.

D'après l'équation (II.22), la transformée en ondelettes discrète d'une fonction translatée dans le temps est différente de la transformée en ondelettes discrète de la fonction originale. Pour l'expliquer, supposons :

$$s_m(t) = s(t - t_m) \quad (\text{II.23})$$

La transformée en ondelettes de $s_m(t)$ s'écrit :

$$\begin{aligned} C_s(2^{-j}, k2^{-j}) &= 2^{\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} s_m(t) \psi(2^j t - k) dt \\ &\approx 2^{\frac{j}{2}} \sum_n s(n - m) \psi(2^j n - k) \\ &= 2^{\frac{j}{2}} \sum_n s(n) \psi[2^j n - (k - m2^j)] \\ &\approx C_s(2^{-j}, (k - m2^j)2^{-j}) \end{aligned} \quad (\text{II.24})$$

✚ Rappel : La transformée de Fourier d'une fonction translatée dans le temps apparaît comme un changement de phase dans le domaine fréquentiel. La transformée de Fourier à fenêtre glissante d'une fonction translatée dans le temps apparaît comme la translation dans le temps d'un même facteur de translation.

II.4.4.1- QUELQUES PROPRIÉTÉS [Chaplais]:

Les ondelettes sont liées par une équation d'échelle.

Les propriétés de nullité des moments, de support, de régularité et de symétrie sont déterminées par le filtre d'échelle.



✚ Équation d'échelle

L'ondelette ψ et la fonction d'échelle ϕ sont reliés par une équation appelée équation d'échelle :

$$\frac{1}{\sqrt{2}}\psi\left(\frac{t}{2}\right) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} g[n]\phi(t-n) \quad (\text{II.25})$$

Dans le domaine de Fourier, cette relation devient

$$\hat{\psi}(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2}}\hat{g}\left(\frac{\omega}{2}\right)\hat{\phi}\left(\frac{\omega}{2}\right) \quad (\text{II.26})$$

Les filtres h et g déterminent un banc de filtres miroirs conjugués.

✚ Moments nuls

Une ondelette a m moments nuls si et seulement si sa fonction d'échelle restitue le polynômes de degré inférieur ou égal à m . Alors que cette propriété sert, pour les fonctions d'échelle, à décrire les capacités des analyses multirésolution à approximer des signaux réguliers, du point de vue des ondelettes elle permet de caractériser une propriété "duale", c'est-à-dire l'ordre des singularités d'un signal. Le nombre de moments nuls est entièrement déterminé par les coefficients $h[n]$ du filtre h intervenant dans l'équation d'échelle.

✚ Support compact

Il existe des ondelettes et des fonctions d'échelle à support compact.

La fonction d'échelle est à support compact si et seulement si le filtre h est à support fini, et leurs supports sont identiques. Si le support de la fonction d'échelle est $[N_1, N_2]$, le support de l'ondelette est $[(N_1 - N_2 + 1)/2, (N_2 - N_1 + 1)/2,]$. La compacité des atomes est donc équivalente à celle du filtre h .

Daubechies a montré que, pour avoir une ondelette orthogonale à p moments nuls, il faut utiliser un filtre h de longueur au moins $2p$. Les filtres de Daubechies, correspondant aux ondelettes de Daubechies, sont de longueur $2p$.

✚ Régularité

La régularité des ondelettes est beaucoup moins importante que la nullité de leurs moments. Notons tout de même les deux résultats essentiels suivants:

- il n'existe pas d'ondelette orthogonale indéfiniment dérivable à support compact ;
- pour les ondelettes de Daubechies avec p grand, la fonction d'échelle et l'ondelette sont Lipschitz l , avec l de l'ordre de $0,2 p$. Pour de nombreuses classes d'ondelettes orthogonales, l'augmentation de la régularité passe par une augmentation du nombre de moments.



Les ondelettes de Meyer sont des ondelettes indéfiniment dérivables, de support infini. Leur implémentation se fait plutôt dans le domaine fréquentiel.

✚ Symétrie

Les fonctions d'échelles et ondelettes symétriques ou antisymétriques sont importantes parce qu'elles permettent de construire des bases d'ondelettes régulières sur un intervalle, et non plus sur tout l'axe réel. Daubechies a montré que, pour qu'une ondelette soit symétrique ou antisymétrique, le filtre h doit être à phase complexe linéaire, et que le seul filtre miroir conjugué symétrique à support fini est le filtre de Haar, qui correspond à une ondelette discontinue à un seul moment nul. Mis à part l'ondelette de Haar, il n'y a donc *pas d'ondelette orthogonale symétrique à support compact*.

II.4.5– EXEMPLES D'ONDELETTES :

Il existe plusieurs familles d'ondelettes on trouve par exemple :

II.4.5.1– LES ONDELETTES CONTINUES [Mekkioui04]

✚ Ondelette de Morlet :

On définit l'ondelette de Morlet comme suit :

$$\psi_{morl}(t) = \exp(-t^2/2) \times \cos(5t) \quad (\text{II.27})$$

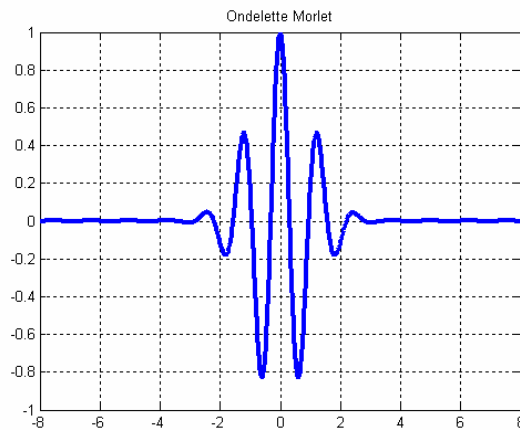


FIG. II.4 – ONDELETTE DE MORLET.

✚ Ondelette chapeau mexicain :

Quant à l'ondelette chapeau mexicain est défini par :

$$\psi_{mexh}(t) = C \times \exp(-t^2/2) \times (1-t^2) \quad \text{où} \quad C = \frac{2}{\sqrt{3} \times (\pi)^{1/4}} \quad (\text{II.28})$$

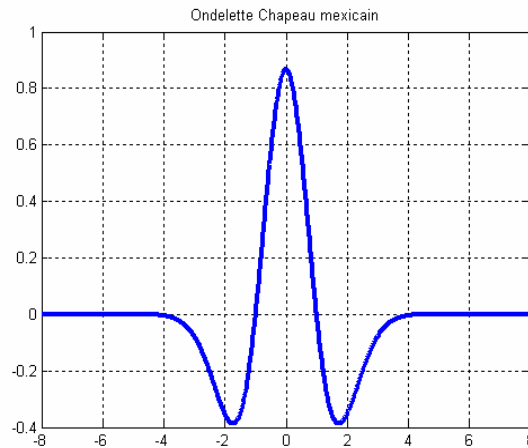


FIG. II.5 – ONDELETTE CHAPEAU MEXICAIN.

II.4.5.2– LES ONDELETTES ORTHOGONALES [Brishoual01]

✚ *Ondelette de Haar :*

Un premier exemple d’ondelette orthogonale est l’ondelette de Haar. La fonction d’échelle dans ce cas est $\phi_{haar} = \chi_{[0,1]}(t)$ et l’ondelette correspondante :

$$\psi_{haar} = \chi_{[0,1/2]}(t) - \chi_{[1/2,1]}(t) \tag{II.29}$$

Dans la pratique, l’ondelette de Haar n’est pas beaucoup utilisée en raison de ses discontinuités.

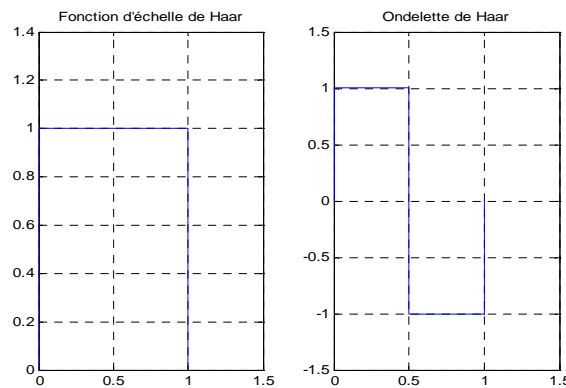


FIG. II.6 – FONCTION D’ÉCHELLE ET ONDELETTE DE HAAR.

✚ *Ondelette de Shannon :*

$$\text{L’ondelette de Shannon : } \psi_{SH} = \frac{\sin 2\pi t - \sin \pi t}{\pi t} \tag{II.30}$$

dont la fonction d’échelle est $\phi_{SH} = \text{sinc}(\pi t)$, n’est pas beaucoup utilisée en raison de sa très faible décroissance à l’infini. En effet, ϕ_{SH} est très mal localisé en temps ($\Delta\phi_{SH} = \infty$). La raison de cette



mauvaise localisation en temps vient du fait que dans le domaine fréquentiel, $\hat{\phi}_{SH}(w)$ comporte deux discontinuités à $-\pi$ et π . En conséquence, dans le domaine temporel, la fonction décroît en $1/t$ et donc $\Delta\phi_{SH} = \infty$.

🚩 Ondelette de Meyer :

Meyer [Meyer93] a construit une fonction d'échelle (Figure II.7) de telle sorte que sa transformée de Fourier soit lisse aux endroits de discontinuités de $\hat{\phi}_{SH}(w)$ (voir ondelette de Shannon). En temps, cela se traduit par une décroissance plus rapide à l'infini par rapport à Shannon. La fonction d'échelle et l'ondelette sont symétriques respectivement par rapport à 0 et -1/2. Les ondelettes de Meyer sont des ondelettes indéfiniment dérivables, de support infini. Leur implémentation se fait plutôt dans le domaine fréquentiel.

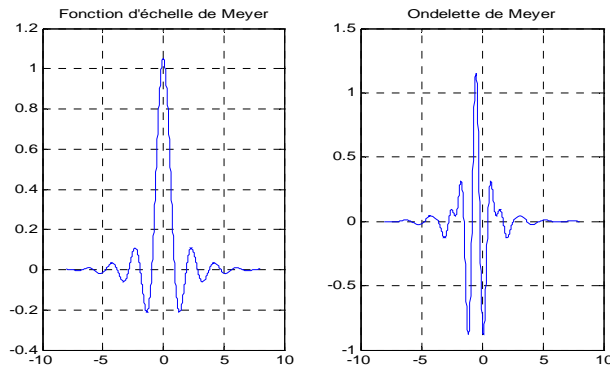


FIG. II.7 – FONCTION D’ÉCHELLE ET ONDELETTE DE MEYER.

🚩 Ondelette de Daubechies :

Les ondelettes de Daubechies [Mallat89] sont probablement les plus utilisées en ce qui concerne les ondelettes orthogonales. Elles sont à support compact (les filtres H et G ont une réponse impulsionnelle finie). Ces ondelettes seront notées dbN , où db est le symbole donné pour *Daubechies*, et N est le nombre de moments nuls de l'ondelette. Les ondelettes de *Daubechies* sont supportées sur un intervalle de longueur $2N-1$. Ces ondelettes présentent l'inconvénient de ne pas être symétriques ou antisymétriques, excepté quand $N = 1$ ce qui correspond à l'ondelette de Haar. La Figure II.8 représente les fonctions d'échelles et ondelettes pour $N = 2$ et $N = 4$.

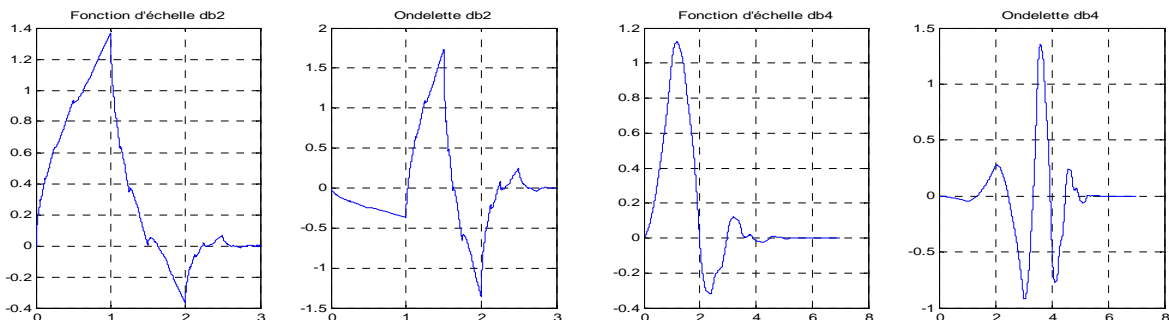


FIG. II.8 – FONCTIONS D’ÉCHELLES ET ONDELETTES DE DAUBECHIES POUR N=2 ET N= 4.



Symlets :

Pour obtenir une ondelette symétrique ou antisymétrique, le filtre h_2 doit être symétrique ou antisymétrique par rapport au centre de son support ($\hat{h}_2(w)$ a une phase linéaire). Les *symlets* sont des ondelettes de *Daubechies* construites de telle sorte que la phase de $\hat{h}_2(w)$ soit la plus linéaire possible. Le support des symlets est $2N+1$. La Figure II.9, représente la fonction d'échelle et l'ondelette pour $N=4$. Une meilleure symétrie par rapport à l'ondelette de Daubechies ($N=4$) peut être remarquée.

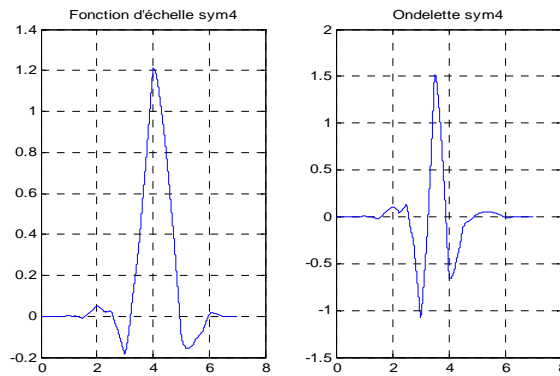


FIG. II.9 – FONCTION D'ÉCHELLE ET ONDELETTE DE SYMLETS POUR N=4.

Coiflets :

Pour une application en analyse numérique Coifman a demandé à Daubechies [Daubechies92] de construire une famille d'ondelettes avec N moments nuls et un support de taille minimum, et dont la fonction d'échelle vérifie :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \phi(t) dt = 1 \quad \int_{-\infty}^{+\infty} t^k \phi(t) dt = 0 \quad \text{pour } 1 \leq k \leq N \tag{II.31}$$

Le résultat est l'ondelette *coiflets* dont la taille du support est $3N-1$ au lieu de $2N-1$ pour une ondelette de *Daubechies*. La Figure II.10, représente la fonction d'échelle et l'ondelette pour $N = 5$.

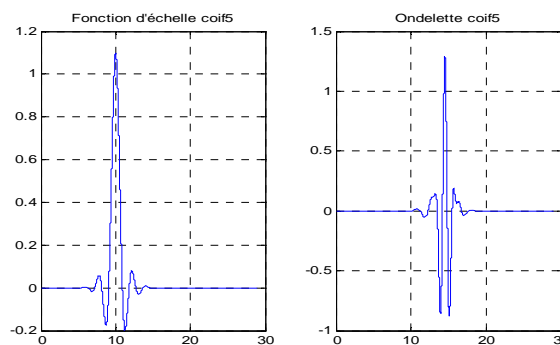


FIG. II.10 – FONCTION D'ÉCHELLE ET ONDELETTE DE COIFLETS POUR N=5.



Certaines ondelettes peuvent être générées par analyse multirésolution (AMR), nous allons voir dans le paragraphe suivant comment les coefficients de la transformée en ondelettes discrète d'un signal peuvent être obtenus par AMR, en nous limitant au cas des ondelettes orthogonales.

II.4.6– ANALYSE MULTIRÉSOLUTION ET ALGORITHMES PYRAMIDAL

II.4.6.1– ANALYSE MULTIRÉSOLUTION

II.4.6.1.1– PRÉSENTATION DE L'ANALYSE MULTIRÉSOLUTION

L'idée de l'analyse multirésolution a été développée par Y. Meyer [Meyer93] et S. Mallat [Mallat98, Mallat89].

Pour trouver une base d'ondelettes dans laquelle il sera possible de décomposer le signal $s(t)$ appartenant à $L^2(\mathfrak{R})$, l'analyse multirésolution dans $L^2(\mathfrak{R})$ peut être utilisée. Une telle analyse consiste à employer, une gamme très étendue d'échelles pour analyser le signal. A chaque échelle, le signal sera remplacé par l'approximation la plus adéquate que l'on puisse y tracer. En allant des échelles les plus grossières vers les échelles les plus fines, on accède à des représentations de plus en plus précises du signal donné. L'analyse s'effectue donc en calculant ce qui diffère d'une échelle à l'autre, c'est-à-dire les détails. La figure II.11 illustre ces propos [Brishoual01]:

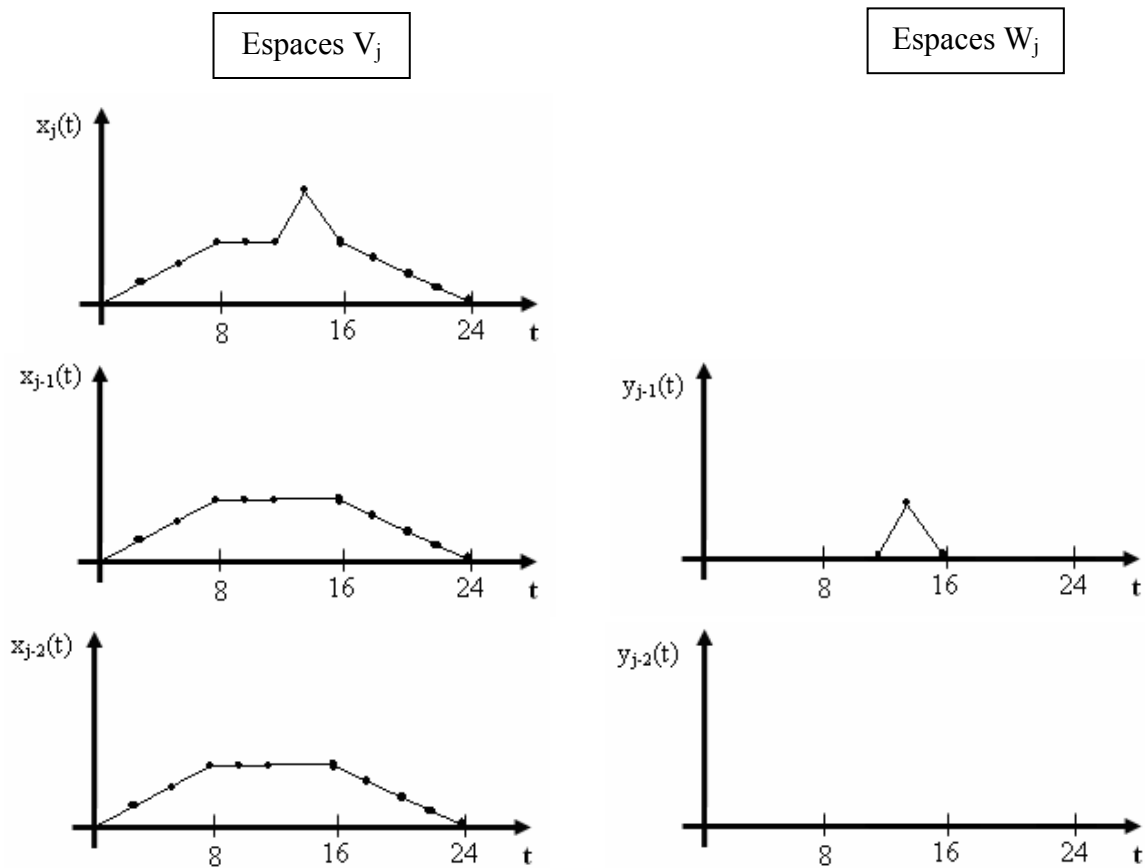
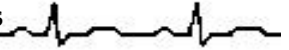


FIG. II.11 – REPRÉSENTATION D'UNE FONCTION SUR PLUSIEURS NIVEAUX.



Sur la Figure II.11, les fonctions $x_j(t)$ à gauche et $y_j(t)$ à droite appartiennent respectivement aux sous espaces V_j (approximations) et W_j (détails), où $j \in \mathbb{Z}$, représente l'échelle à laquelle on se place pour analyser le signal.

Les sous espaces V_j sont engendrés par les bases $\left\{ \phi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \phi(2^j t - k); k \in \mathbb{Z} \right\}$ et les sous espaces W_j par les bases $\left\{ \psi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^j t - k); k \in \mathbb{Z} \right\}$. En d'autres termes, les fonctions $x_j(t)$ et $y_j(t)$ sont représentées respectivement comme des combinaisons linéaires de $\phi_{j,k}(t)$ et $\psi_{j,k}(t)$.

Les bases $\phi_{j,k}(t)$ et $\psi_{j,k}(t)$ sont respectivement nommées fonctions d'échelles et ondelettes.

II.4.6.1.2– DÉFINITION D'UNE ANALYSE MULTIRÉSOLUTION [Brishoual01, Mallat98, Bernard]

Une analyse multirésolution de $L^2(\mathfrak{R})$ est, par définition, une suite croissante V_j , avec $j \in \mathbb{Z}$, de sous espaces vectoriels fermés de $L^2(\mathfrak{R})$ ayant les propriétés suivantes:

- 1.– $V_j \subset V_{j+1}$; pour tout j , V_j est un sous espace de V_{j+1} .
- 2.– $s(t) \in V_j \Leftrightarrow s(2t) \in V_{j+1}$; V_{j+1} est l'image de V_j par une dilatation d'un facteur 2.
- 3.– $s(t) \in V_j \Leftrightarrow s(t - 2^{-j}k) \in V_j, \forall k \in \mathbb{Z}$; V_j est invariant par translation de 2^{-j} .
- 4.– $\bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j = L^2(\mathfrak{R})$; la réunion des V_j est dense dans L^2 .
- 5.– $\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\} = \lim_{j \rightarrow +\infty} V_j$; l'intersection des V_j est réduite à 0 dans L^2 .
- 6.– il existe une fonction d'échelle $\phi \in V_0$ telle que la suite $\{\phi(t - k)\}, k \in \mathbb{Z}$, soit une base de Riesz pour V_0 .

Les sous espaces W_j sont définis comme étant les compléments de V_j dans V_{j+1} :

$$V_j \oplus W_j = V_{j+1} \quad (\text{II.32})$$

$$V_j \cap W_j = \{0\} \quad (\text{II.33})$$

La Figure II.12 représente la nature hiérarchique de l'analyse multirésolution :

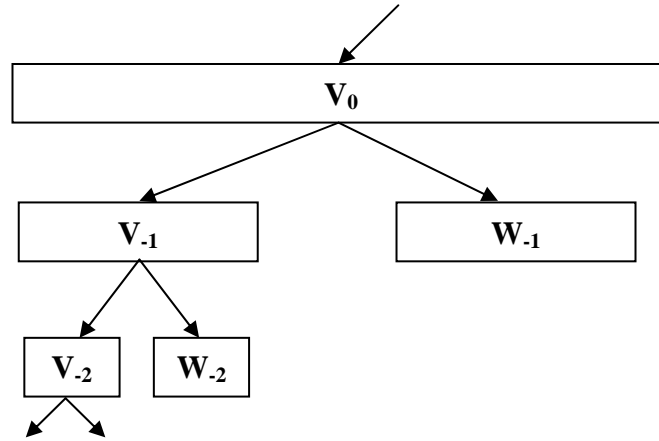


FIG. II.12 – SCHÉMA DE L'ANALYSE MULTIRÉSOLUTION.

II.4.6.1.3– RELATIONS DE DÉCOMPOSITION ET DE RECONSTRUCTION

D'après la définition de l'analyse multirésolution, $V_1 = V_0 + W_0$, $\phi(2t) \in V_1$, $\phi(2t-1) \in V_1$, il existe deux séquences $\{h_1[k]\} \in L^2$ et $\{g_1[k]\} \in L^2$ telles que

$$\phi(2t) = \sum_k \left[h_1[-2k]\phi(t-k) + g_1[-2k]\psi(t-k) \right] \tag{II.34}$$

$$\phi(2t-1) = \sum_k \left[h_1[1-2k]\phi(t-k) + g_1[1-2k]\psi(t-k) \right] \tag{II.35}$$

En combinant ces deux relations, on obtient :

$$\phi(2t-n) = \sum_k \left[h_1[n-2k]\phi(t-k) + g_1[n-2k]\psi(t-k) \right] \quad \forall n, k \in \mathbb{Z}^2 \tag{II.36}$$

Dans le cas général :

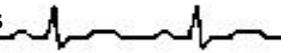
$$\phi(2^{j+1}t-n) = \sum_k \left[h_1[n-2k]\phi(2^j t-k) + g_1[n-2k]\psi(2^j t-k) \right] \tag{II.37}$$

Cette équation est nommée : *relation de décomposition*.

L'analyse multirésolution permet d'écrire : $\phi \in V_0 \subset V_1$ et $\psi \in W_0 \subset V_1$, il existe deux séquences $\{h_2[k]\} \in L^2$ et $\{g_2[k]\} \in L^2$ telles que la fonction d'échelle $\phi(t)$ et l'ondelette associée $\psi(t)$, à un niveau donné, peuvent être construites à partir de la fonction d'échelle au niveau juste au dessus. Ces équations seront nommées : *relations de reconstruction*.

$$\phi(t) = \sum_k h_2[k]\phi(2t-k) \tag{II.38}$$

$$\psi(t) = \sum_k g_2[k]\psi(2t-k) \tag{II.39}$$



En général, $\forall j \in \mathbb{Z}$, la relation entre les sous espaces V_j, W_j et V_{j+1} est engendrée par les deux équations suivantes :

$$\phi(2^j t) = \sum_k h_2[k] \phi(2^{j+1} t - k) \tag{II.40}$$

$$\psi(2^j t) = \sum_k g_2[k] \psi(2^{j+1} t - k) \tag{II.41}$$

II.4.6.2– ALGORITHME PYRAMIDAL

II.4.6.2.1– PRÉSENTATION DE L'ALGORITHME

Nous avons vu que l'AMR d'un signal revient à le décomposer à différentes échelles, en approximations et en détails. S. Mallat [Mallat98] propose un algorithme rapide permettant de calculer les coefficients de détails et d'approximations en utilisant des filtrages et décimations successifs.

Les coefficients de détails correspondant à l'espace W_1 sont obtenus par filtrage passe haut (filtre h_1) puis décimation par 2, les approximations sont obtenues de la même manière par filtrage passe bas (filtre g_1). Pour obtenir les coefficients de détails aux résolutions supérieures, il suffit de réitérer ces étapes sur les coefficients d'approximations [Brishoual01].

II.4.6.2.2– ALGORITHME DE DÉCOMPOSITION

L'algorithme de décomposition (analyse) est très employé en traitement du signal. Il est aussi bien utilisé pour la compression de données que pour l'identification d'un signal (dans ce dernier cas, la reconstruction du signal n'est pas toujours utile). L'algorithme est basé sur la relation de décomposition (II.30).

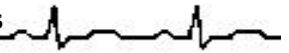
Si la famille des $\phi_{j,k}$ et $\psi_{j,k}, j$ et k décrivant \mathbb{Z} , est une base orthonormée de $L^2(\mathbb{R})$, alors un signal $s(t) \in L^2(\mathbb{R})$ se décompose suivant les différentes échelles j en une fonction d'approximation $x_j(t)$ et une fonction de détail $y_j(t)$ de la façon suivante:

$$x_{j+1}(t) \in V_{j+1} \quad \Rightarrow \quad x_{j+1}(t) = \sum_k a_{j+1}[k] \phi_{j+1,k}(t) \tag{II.42}$$

$$x_j(t) \in V_j \quad \Rightarrow \quad x_j(t) = \sum_k a_j[k] \phi_{j,k}(t) \tag{II.43}$$

$$y_j(t) \in W_j \quad \Rightarrow \quad y_j(t) = \sum_k d_j[k] \psi_{j,k}(t) \tag{II.44}$$

avec $a_j[k] = 2^{\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \phi^*(2^j t - k) dt$ et $d_j[k] = 2^{\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi^*(2^j t - k) dt$ (II.45)



L'analyse multirésolution exige que :

$$V_{j+1} = V_j + W_j \tag{II.46}$$

donc

$$x_{j+1}(t) = x_j(t) + y_j(t) \tag{II.47}$$

$$\sum_k a_{j+1}[k] \phi(2^{j+1}t - k) = \sum_k a_j[k] \phi(2^j t - k) + \sum_k d_j[k] \psi(2^j t - k) \tag{II.48}$$

On substitue la relation de décomposition suivante :

$$\phi(2^{j+1}t - n) = \sum_k \left\{ h_1[n - 2k] \phi(2^j t - k) + g_1[n - 2k] \psi(2^j t - k) \right\} \tag{II.49}$$

dans l'équation (II.48) pour obtenir une équation où toutes les bases sont à l'échelle j . Après avoir interchangé l'ordre des sommations et comparé les coefficients de $\phi(2^j t - k)$ et $\psi(2^j t - k)$ de chaque côté de l'équation, la décomposition suivant l'algorithme de Mallat est obtenue :

$$a_j[k] = \sum_n h_1[n - 2k] a_{j+1}[n] \tag{II.50}$$

$$d_j[k] = \sum_n g_1[n - 2k] a_{j+1}[n] \tag{II.51}$$

où la partie droite des équations (II.50) et (II.51) correspond à une décimation par 2 après convolution (voir Annexe A).

Les équations (II.50) et (II.51) montrent que les coefficients de la fonction d'échelle et de l'ondelette à l'échelle j , se calculent à partir de ceux de l'échelle immédiatement supérieure. En répétant ce processus, on obtient la décomposition suivante (Figure II.13) :

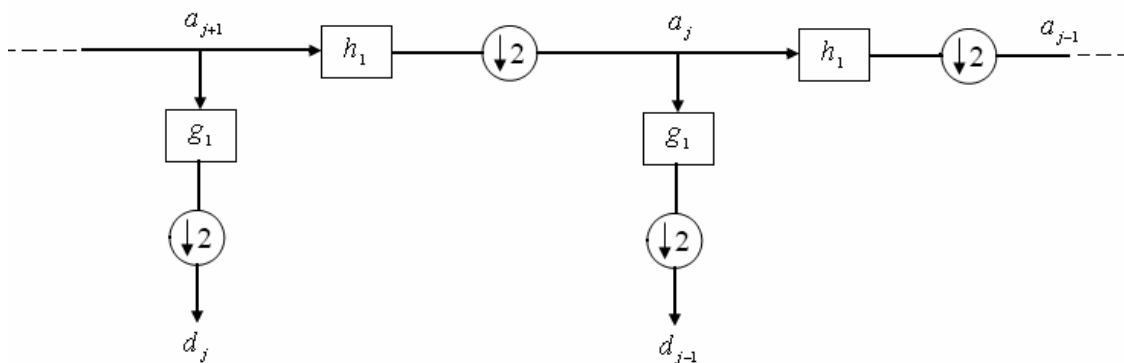


FIG. II.13 – SCHÉMA DE DÉCOMPOSITION.

II.4.6.2.3– ALGORITHME DE RECONSTRUCTION

Il existe une unique transformation en ondelettes discrète inverse (synthèse), telle que le signal original peut être reconstruit parfaitement à partir de ses composantes à différentes échelles. L'algorithme de reconstruction est basé sur les relations de reconstruction (II.40) et (II.41). En substituant ces deux équations dans (II.47), on obtient :

$$\sum_k a_j[k] \sum_n h_2[n-2k] \phi(2^{j+1}t-n) + \sum_k d_j[k] \sum_n g_2[n-2k] \phi(2^{j+1}t-n) = \sum_n a_{j+1}[n] \phi(2^{j+1}t-n) \quad (II.52)$$

En comparant les coefficients de $\phi(2^{j+1}t-n)$ dans les deux membres de l'équation (II.52), la reconstruction suivant l'algorithme de Mallat est obtenue :

$$a_{j+1}[n] = \sum_k \left\{ h_2[n-2k] a_j[k] + g_2[n-2k] d_j[k] \right\} \quad (II.53)$$

Le membre de droite de l'équation (II.53) correspond à une interpolation suivie d'une convolution (voir Annexe A).

L'algorithme de reconstruction peut être schématisé de la façon suivante (Figure II.14) :

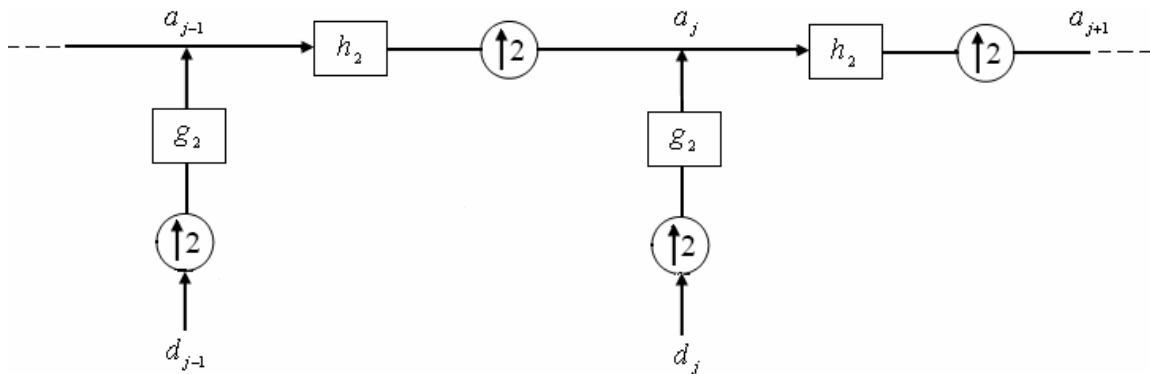


FIG. II.14 – SCHÉMA DE RECONSTRUCTION.

II.4.6.3– SYNTHÈSE

L'analyse multirésolution a permis d'introduire et de mieux comprendre les algorithmes rapides de décomposition et de reconstruction. Les relations de décomposition et de reconstruction sont essentielles pour le développement de ces algorithmes.

Les algorithmes de décomposition et de reconstruction s'appliquent à tous les types de fonctions d'échelles et d'ondelettes (orthogonales, biorthogonales et semiorthogonales).

Un signal $s(t) \in V_0$, correspondant à l'échelle J_0 (Figure II.12), s'écrira à l'aide de l'analyse multirésolution ($J \in Z$ étant l'échelle la plus basse) :

$$s(t) = \sum_{k \in Z} a_j[k] \phi(2^j t - k) + \sum_{j=J}^{J_0} \sum_{k \in Z} d_j[k] \psi(2^j t - k) \quad (II.54)$$





II.4.7– PAQUETS D’ONDELETTES [Manoury01]

Le principe de la décomposition d’un signal sur une base de paquets d’ondelettes consiste à s’affranchir de la structure dyadique du pavage temps-fréquence induite par la transformée en ondelettes discrète. Pour ce faire, on généralise la théorie de l’AMR en créant des nouveaux espaces de projections orthogonaux issus de la décomposition des sous-espaces de détails W_i . Ces sous espaces sont organisés selon une architecture d’arbre binaire. La projection du signal sur l’ensemble des sous espaces constitue la décomposition du signal en paquets d’ondelettes. Celle-ci étant fortement redondante, il est loisible de sélectionner une base de paquets d’ondelettes représentant le signal. Généralement, la sélection de la base de représentation est faite selon les caractéristiques du signal traité et des critères se rapportant à l’application désirée. Cette base est alors appelée «meilleure base».

II.4.7.1– DÉCOMPOSITION EN PAQUETS D’ONDELETTES

La décomposition en paquets d’ondelettes du signal est une généralisation de l’Analyse multirésolution. Les espaces d’approximations sont toujours découpés de la même façon mais les espaces de détails sont eux aussi somme directe de deux sous espaces de résolutions temporelles inférieures (divisées par 2).

II.4.7.2– GÉNÉRALISATION DE L’AMR

Le principe de la décomposition en paquets d’ondelettes est de réitérer le processus de décomposition d’un signal en approximation et en détails non plus uniquement sur les coefficients d’approximations mais aussi sur ceux de détails. On dispose alors d’un plus grand nombre d’espaces de projection. La figure II.15 représente l’algorithme pyramidal étendu permettant d’obtenir les coefficients. Comme pour le calcul rapide des coefficients de la transformée en ondelettes d’un signal, on procède par filtrages et décimations successives du signal. Ici, les coefficients de détails sont aussi décomposés.

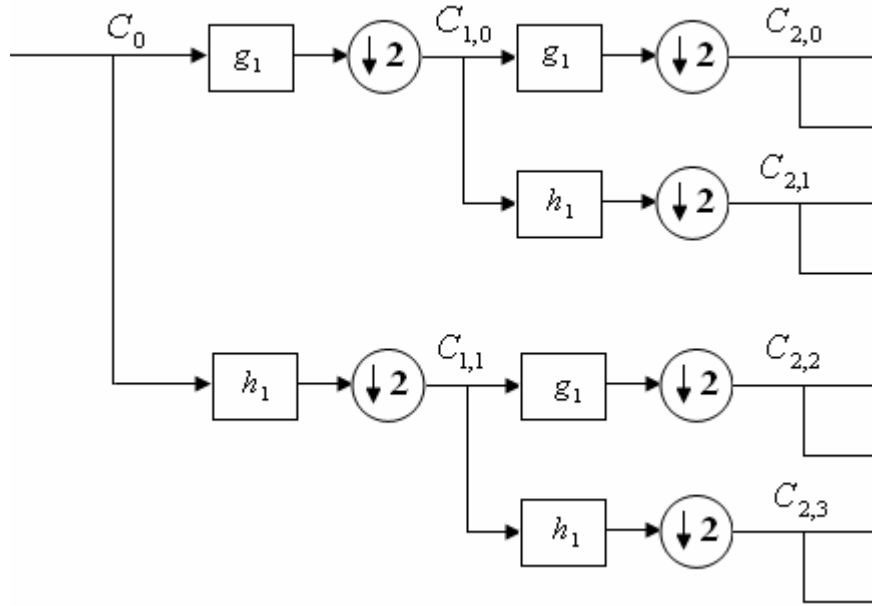


FIG. II.15 – SCHÉMA DE L’ALGORITHME DE LA DÉCOMPOSITION EN PAQUETS D’ONDELETTES D’UN SIGNAL, LES COEFFICIENTS SONT OBTENUS PAR FILTRAGES SUCCESSIFS PASSE HAUT (FILTRE h_1) ET PASSE BAS (FILTRE g_1) PUIS DÉCIMATION DU SIGNAL.

NOTATIONS :

g_1 et h_1 sont les filtres associés aux fonctions échelle ϕ et ondelette ψ . On appelle paquets d’ondelettes les $C_{i,j}$. Chaque paquet $C_{i,j}$ contient $n/2^{-j}$ coefficients dans le cadre de la décomposition d’un signal de longueur n . Les coefficients des paquets d’ondelettes sont notés $C_{j,m}(k)$, où j est le niveau de résolution, m correspond à la bande spectrale, k est l’indice de translation.

Ils sont obtenus par la décomposition du signal sur les bases engendrées par les fonctions W_m :

$$C_{j,m}(k) = \langle S(t), 2^{-j/2} W_m(2^{-j}t - k) \rangle \tag{II.55}$$

$$W_{2m}(t) = 2^{1/2} \sum_k g_k W_m(2t - k) \tag{II.56}$$

$$W_{2m+1}(t) = 2^{1/2} \sum_k h_k W_m(2t - k) \tag{II.57}$$

où

- W_0 correspond à la fonction ϕ .
- W_1 correspond à la fonction ψ .

La figure II.16 présente l’arbre binaire de décomposition en paquets d’ondelettes pour un signal d’une dimension.

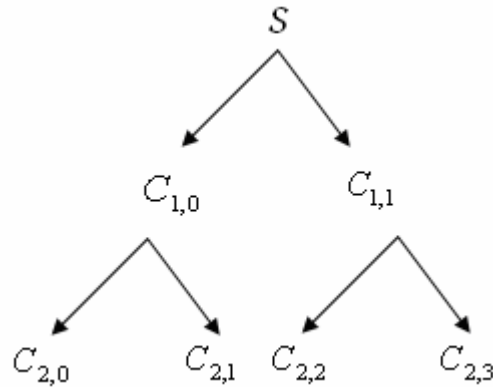


FIG. II.16 – ARBRE BINAIRE DE DÉCOMPOSITION D'UN SIGNAL EN PAQUETS D'ONDELETTES

II.4.7.3– BASES DE PAQUETS D'ONDELETTES

L'arbre binaire de décomposition en paquets d'ondelettes donne donc une représentation fortement redondante du signal. Si l'on souhaite travailler avec une représentation non redondante, il faut choisir une base de paquets, c'est à dire un ensemble de nœuds de l'arbre dont la projection dans l'espace temps-fréquence forme une partition. Celle-ci est obtenue à partir de la notion d'arbre admissible. Un arbre admissible est composé de nœuds ayant 0 ou 2 fils, la base sera constituée de tous les nœuds n'ayant pas de fils. En considérant le découpage fréquentiel induit par la décomposition en paquets d'ondelettes, cela revient à recouvrir l'axe des fréquences sans chevauchement.

II.4.7.4– RECONSTRUCTION

La décomposition en base de paquet d'ondelettes découlant du principe de l'AMR, on peut reconstruire le signal en utilisant les filtres de reconstruction associés aux filtres de décomposition. Si \tilde{W}_m est la base duale associée aux fonctions W_m , et B est l'ensemble des indices $\{j, m\}$ des nœuds sélectionnés dans une base de paquets d'ondelettes, alors

$$S(t) = \sum_{\{j,m\} \in B} \sum_k C_{j,m}(k) 2^{-j/2} \tilde{W}_m(2^{-j}t - k) \quad (\text{II.58})$$

II.4.7.5– MEILLEURES BASES

La notion de «meilleure» base de paquets d'ondelettes a été introduite par Coifman et Wickerhauser [Wickerhauser92] dans le cadre de la compression des signaux. L'idée principale est de trouver une base qui représente le mieux le signal, c'est à dire sur laquelle l'information sera la plus concentrée. Dans la mesure où la plupart des algorithmes de sélection d'une base suivent les étapes mises en place dans cette méthode, nous allons la décrire brièvement.



II.4.7.5.1– ALGORITHME DE SÉLECTION DE LA MEILLEURE BASE

- On décompose le signal S en paquets d'ondelettes
- On calcule le critère entropique en chaque nœud $\{j, m\}$:

$$M_S(j, m) = -\sum p_i \log(p_i) \quad \text{avec} \quad p_i = \frac{\|\hat{C}_{j,m}(i)\|^2}{\|S\|^2} \quad (\text{II.59})$$

On obtient l'arbre entropique.

- On sélectionne la meilleure base en ne conservant que les nœuds qui minimisent le critère de la manière suivante : en partant des extrémités de l'arbre et en remontant vers la racine, pour chaque nœud, on compare son entropie à la somme des entropies de ses fils. Si elle est supérieure, on sélectionne les fils et on remplace l'entropie du père par celle de ses deux fils, sinon on conserve le père.

La stratégie de recherche des nœuds constituant la base s'effectue donc à partir du bas de l'arbre en prenant comme base initiale le dernier niveau. On raisonne ensuite par comparaison : selon la valeur des nœuds on sélectionnera dans la base soit un père, soit ses deux fils. Cette stratégie assure que l'on obtienne une base de paquets d'ondelettes. On peut remarquer que lorsque l'arbre est parcouru, la racine contient la valeur de l'entropie de la projection du signal sur la meilleure base.

II.5– CONCLUSION

Ce chapitre a été consacré essentiellement à faire un tour d'horizon sur les ondelettes. Il a donné un aperçu rapide sur la transformée de Fourier et la transformée de Fourier à fenêtre glissante et les inconvénients qui ont donnée naissance à la théorie des ondelettes. Les transformations en ondelettes sont ensuite présentées. Une description illustrée de la transformée continue et discrète, puis l'analyse multirésolution et les paquets d'ondelettes, est donnée.

L'analyse multirésolution sera l'outil à utilisé dans ce travail.

**C
H
A
P
I
T
R
E**

III

**Traitement
du signal ECG**



Le prétraitement du signal électrocardiographique ECG, à savoir le filtrage des bruits et la détection des différentes ondes du signal (P, QRS et T), est un problème important et délicat à résoudre, qui n'a pas encore de solution universellement reconnue et qui est indispensable dans un processus d'automatisation de son analyse.

Ce chapitre comporte deux parties : dans un premier temps, on présente la technique de filtrage basée sur les ondelettes pour l'élimination des bruits ; la deuxième partie consiste à présenter la technique de détection des différentes ondes du signal ECG toujours en utilisant les ondelettes. Une étude comparative avec d'autres méthodes de détection est présentée en fin du chapitre.

1^{ère} PARTIE : FILTRAGE DU SIGNAL ECG

III.1. INTRODUCTION

Le bruit est présent sur la plupart des signaux physiologiques, parfois de façon transitoire, parfois de façon très persistante, avec une puissance plus ou moins forte. Le signal ECG est généralement de faible amplitude (< 1 mV) et sa bande de fréquence utile très basse (0.5 Hz – 40 Hz), ce qui le rend très sensible aux perturbations dues aux différentes sources de bruit tel que :

- L'interférence provenant du réseau de distribution électrique (50 Hz) et des rayonnements électromagnétiques environnant ; tel que illustré sur la figure III.1.a.



FIG. III.1.a – EXEMPLE D'INTERFÉRENCE 50 Hz.

- l'interférence d'origine électromyographique, la figure III.1.b montre que des mouvements du patient peuvent altérer le signal d'où la difficulté dans les cas d'exams ou les sujets ne reste pas immobiles (jeunes enfants) ;



FIG. III.1.b – INTERFÉRENCE D'ORIGINE ÉLECTROMYOGRAPHIQUE.

- le tremblement musculaire ;
- l'application non correcte des électrodes et aux mouvements respiratoires qui font varier la pression d'application des électrodes ;
- aux ondulations de la ligne de base et aux ondes P et T larges qui peuvent être sources d'interférence lors de la détection du complexe QRS.
- etc...

Un nombre très important de travaux de recherche utilisant différents outils et méthodes de filtrages de bruit, ont été présentés dans la littérature.



Le filtrage linéaire classique passe-bas ou passe-bande [Thakor84], [Pan85], [Lander89], le filtrage adaptatif linéaire [Thakor91], le filtrage à base des réseaux de neurones [Xue92], [Hu97], [Duro97], [Li01], ont été proposés pour éliminer le bruit du signal ECG et améliorer le rapport signal sur bruit.

Dans notre travail on s'intéresse à la technique des transformées d'ondelettes dans le filtrage et la détection des différentes ondes du signal ECG.

III.2. FILTRAGE PAR SEUILLAGE DES COEFFICIENTS D'ONDELETTES :

III.2.1. INTRODUCTION

Les signaux que l'on traite sont extraits de la base de données MIT-BIH [MIT97] (voir Annexe B). Ces signaux sont des signaux filtrés par un filtre passe bande avec une bande passante de 0.1 Hz – 100 Hz, mais malgré ça il sont toujours parasités par le bruit qui peut être présent de façon très transitoire et gêner considérablement les procédures de détection. Pour cela et comme il a été énoncé précédemment on va mettre en œuvre une technique de filtrage en utilisant les ondelettes.

L'une des principales caractéristiques des transformées d'ondelettes dans la description d'un signal est celle de découper le spectre du signal en sous bandes. Cette décomposition a le pouvoir de séparer les composantes du bruit des composantes informationnelles moyennant un choix approprié du niveau de décomposition du signal et avec un seuillage déterminé pour une ondelette donnée [Cherkassky01].

III.2.2. MÉTHODE

Nous avons vu qu'il est possible de réaliser à l'aide de l'analyse multirésolution une décomposition en ondelette d'un signal puis de le reconstruire à partir de ses coefficients d'ondelettes. Cette technique n'aurait pas grand intérêt pour le filtrage si on ne modifiait pas ces coefficients, car on obtiendrait un signal final identique au signal initial ; donc pour filtrer le signal on va appliquer un seuillage sur les coefficients d'ondelettes.

La méthode de filtrage appliquée dans notre travail est basée d'abord sur le choix d'une ondelette et de procéder à une *décomposition*, suivie d'un *seuillage* et puis d'une *reconstruction*.

- **Décomposition** : Choisir une ondelette et choisir le niveau de décomposition N , puis effectuer la décomposition du signal sur les N niveaux.
- **Seuillage des coefficients des détails** : Pour chaque niveau de 1 à N , choisir un seuil et appliquer le seuillage aux coefficients des détails.
- **Reconstruction** : Cette étape consiste à reconstruire le signal à partir des coefficients de l'approximation originale au niveau N et les coefficients des détails modifiés 1 à N .



Un exemple de décomposition sur 8 niveaux sous environnement 'Matlab 6.5' est illustré sur les figures III.2 et III.3, qui représentent respectivement les approximations et les détails d'un signal ECG pris de la base de donnée MIT/BIH.

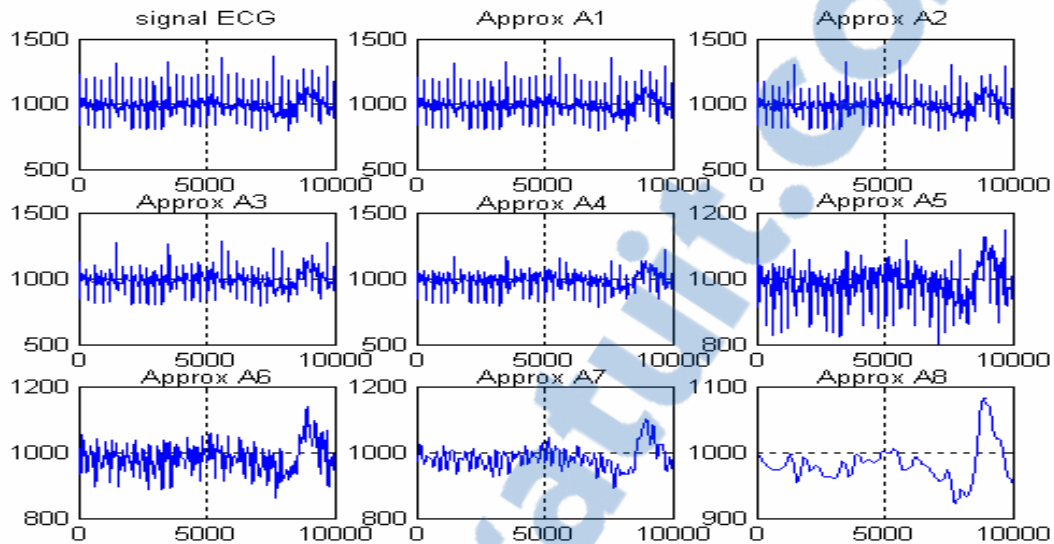


FIG. III.2 – SIGNAL ECG ET LES 8 APPROXIMATIONS.

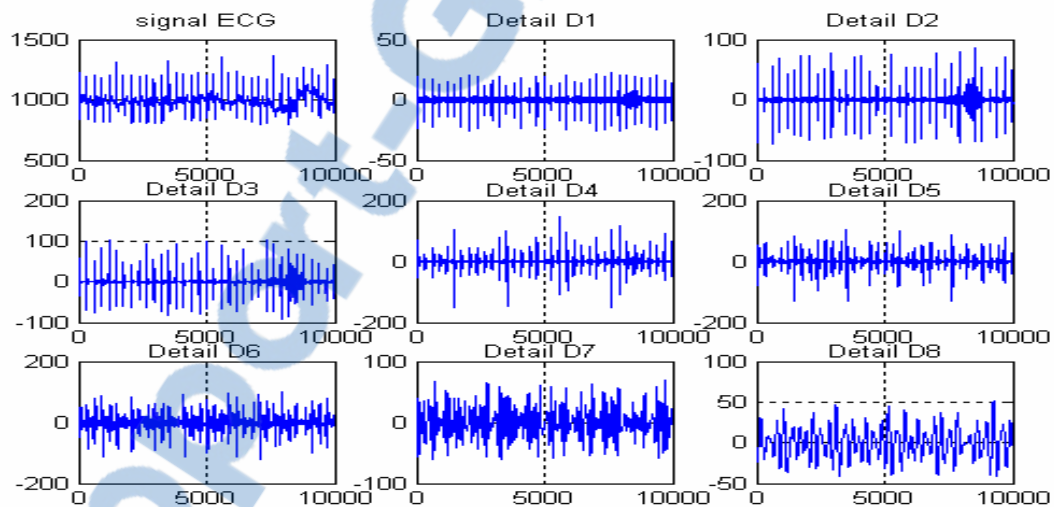


FIG. III.3 – SIGNAL ECG ET LES 8 DÉTAILS.

Une analyse des coefficients d'ondelettes à une échelle haute fréquence [détails] (Figure III.4) pour différents types d'ondelettes nous permet d'apprécier la puissance de cet outil à suivre les variations et les transitions rapide du signal. Les deux parties du signal (d'abord la partie de bruit très faible puis la partie ou le bruit est important) correspond exactement au deux parties différentes des coefficients d'ondelettes (faible variance puis forte variance des coefficients). On peut remarquer que sur la partie faible variance des coefficients, on repère aisément les composantes dues aux complexes QRS.

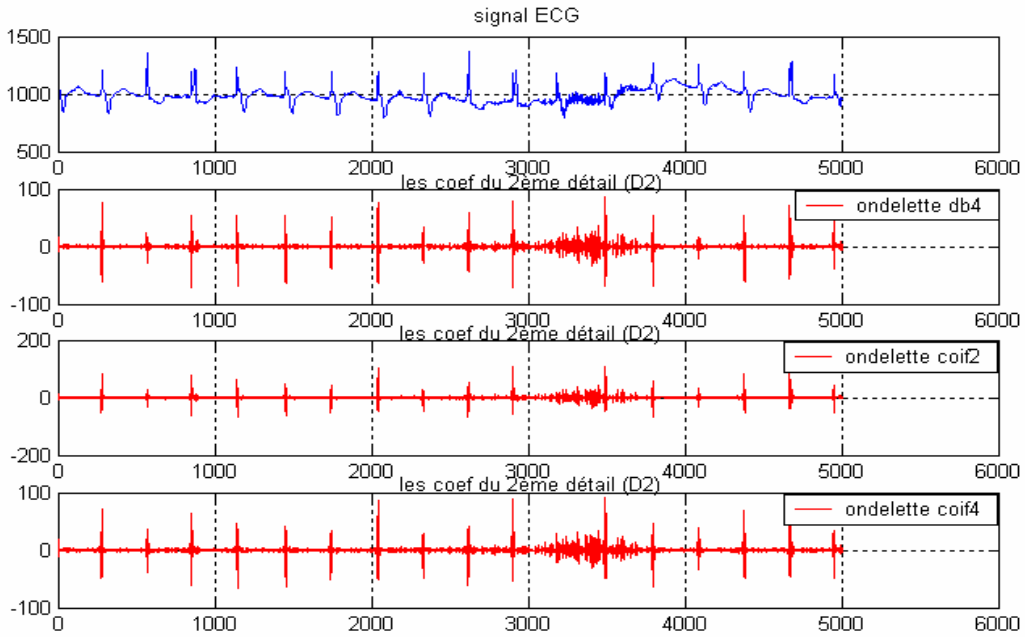


FIG. III.4 – SIGNAL ORIGINAL, COEFFICIENTS D’ONDELETES DU 2^{ÈME} DÉTAILS POUR LES ONDELETES : ‘db4’, ‘coif2’ et ‘coif4’

TYPES DE SEUILLAGES

L’étape qui vient après la décomposition est celle du seuillage, qui va nous permettre de sélectionner les coefficients à retenir lors de la reconstruction. Deux types de seuillage peuvent être utiliser : le seuillage dur “Hard thresholding” et le seuillage doux “soft thresholding”.

▪ **SEUILLAGE DUR “HARD THRESHOLDING” [Cherkassky01, Donoho95]**

Le seuillage dur est celui qui est le plus "intuitif". On se fixe un seuil $Th > 0$, et on ne conserve que les coefficients d’ondelettes supérieurs à Th , on met les autres à zéro.

Soit ω les coefficients d’ondelettes et Th la valeur du seuil. A l’issu du seuillage on obtient le vecteur des coefficients d’ondelettes seuillés S_ω tel que :

$$S_\omega = \begin{cases} \omega & \text{si } |\omega| > Th \\ 0 & \text{si } |\omega| \leq Th \end{cases} \tag{III.1}$$

avec $Th = \sigma \sqrt{2 \cdot \log(N)}$ (III.2)

avec σ^2 : la variance du bruit obtenu a l’aide de la valeur médiane m (median absolute deviation) des coefficients d’ondelette du niveau de résolution le plus fin (les coefficients d’ondelette du plus haut niveau de résolution). [Donoho94]

$$\sigma = \frac{m}{0.6745} \tag{III.3}$$



▪ SEUILLAGE DOUX “SOFT THRESHOLDING” [Cherkassky01, Donoho95]

Le seuillage doux est similaire au seuillage dur sauf qu’il diminue de Th la valeur des coefficients bruités se trouvant au-dessus du seuil.

$$S_{\omega} = \begin{cases} \omega - Th & \text{si } \omega \geq Th \\ \omega + Th & \text{si } \omega \leq -Th \\ 0 & \text{si } |\omega| \leq Th \end{cases} \tag{III.4}$$

Pour bien illustrer ces deux types de seuillage, on va présenter un exemple. Les figures III.5 et III.6 représentent respectivement le seuillage dur et le seuillage doux. Sur ces deux figures le signal original représente les coefficients d’ondelettes, ces coefficients sont compris entre -1 et +1. Prenant un seuil ($Th=0.4$).

En appliquant le seuillage dur (figure III.5.b), on peut remarquer que les coefficients entre [-0.4 et 0.4] sont mis à zéro, par contre, les coefficients en dehors de cet intervalle sont restés inchangés. Par l’application du seuillage doux (figure III.6.b), toujours les coefficients entre [-0.4 et 0.4] sont mis à zéro, par contre, les coefficients en dehors de cet intervalle sont diminués de 0.4, pour cela les coefficients sont compris entre (-0.6 et 0.6).

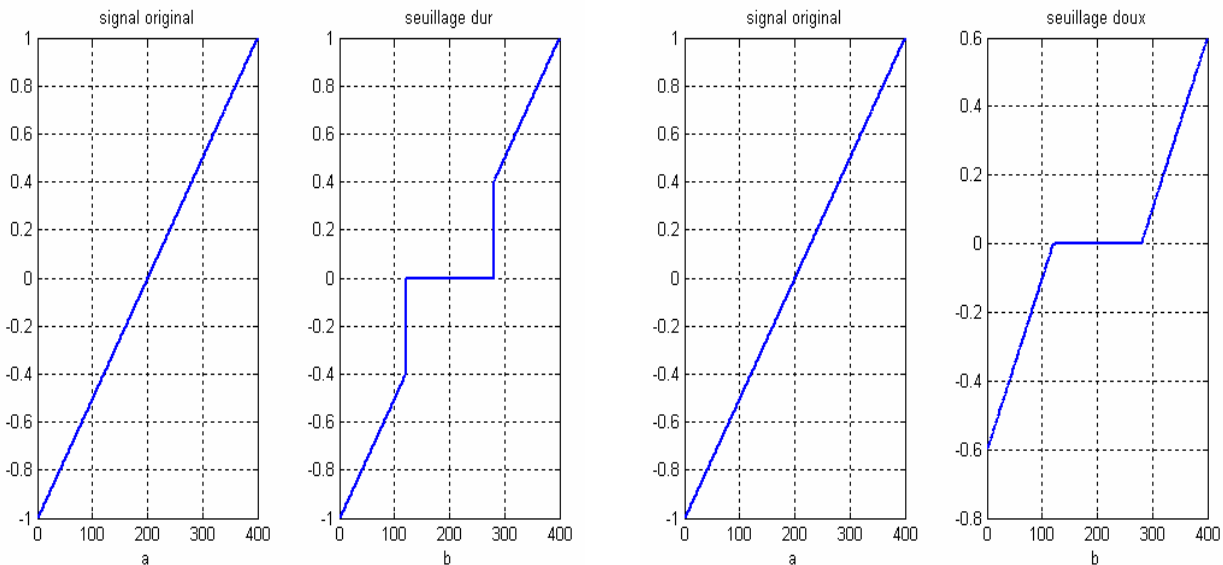


FIG. III.5 – SEUILLAGE DUR

FIG. III.6 – SEUILLAGE DOUX





Les figures III.7 et III.8 illustrent les coefficients d'ondelette d'un signal ECG bruité (de la base de données MIT/BIH) avant et après seuillage avec un niveau de décomposition $N=6$ et en utilisant l'ondelette non redondante 'db4'.

Sur la figure III.7, on présente le signal ECG bruité et ces coefficients d'ondelette (l'approximation A_6 et les détails $D_1...D_6$) avant seuillage. On peut remarquer une forte variance des coefficients d'ondelette sur la partie haute fréquence (les détails) et spécialement sur D_1 et D_2 .

Pour la figure III.8, nous présentons le signal ECG filtré et ses coefficients d'ondelette acquis après l'application d'un seuillage doux, le signal ECG filtré est le résultat de la reconstruction de ces coefficients ($S=A_6+D_6+....+D_1$).

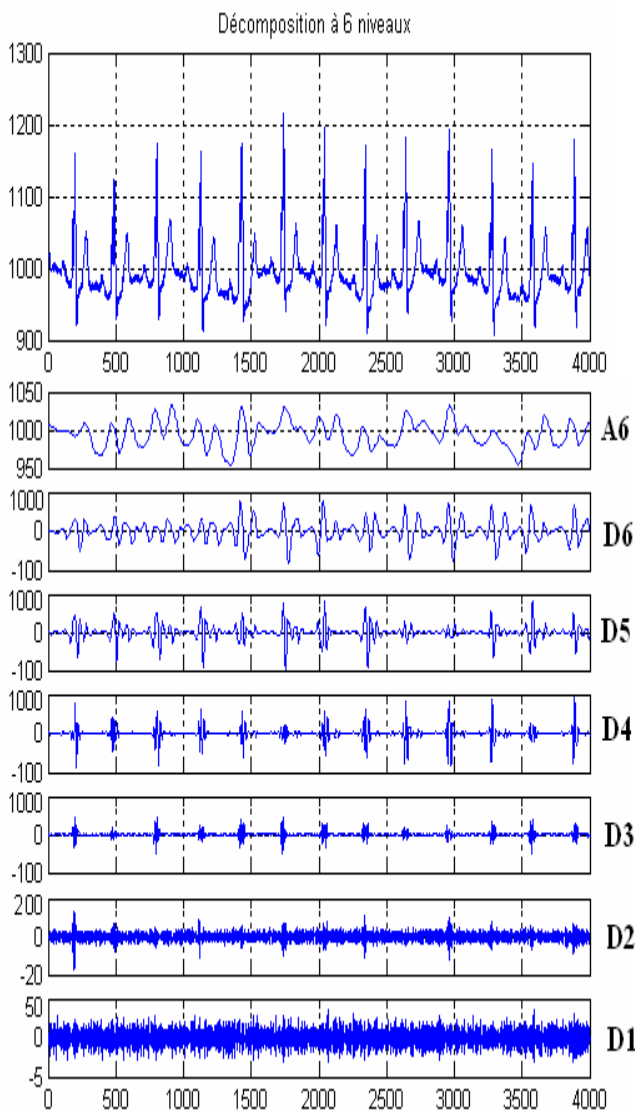


FIG. III.7 – SIGNAL ECG ET COEFFICIENTS D'ONDELETTE AVANT SEUILLAGE

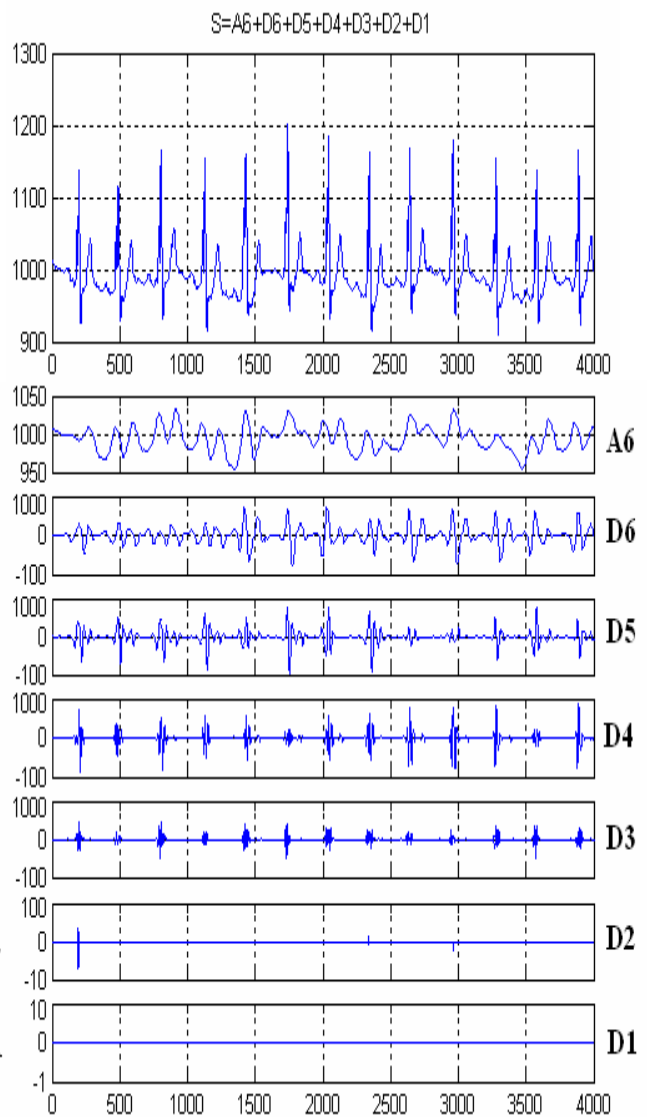
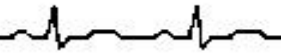


FIG. III.8 – SIGNAL ECG ET COEFFICIENTS D'ONDELETTE APRÈS SEUILLAGE DOUX



On peut toujours remarquer sur la figure III.8, que la majorité des coefficients du détail D1 et D2 sont mis à zéro, pour cela, on peut conclure que la majorité des coefficients du bruit se concentre sur ces premiers détails.

Les figures III.9 et III.10 illustrent un signal ECG bruité et le signal ECG résultant d'un filtrage par seuillage dur des coefficients d'ondelette.

Sur la figure III.9, nous présentons le signal original (en bleu) qui présente du bruit haute fréquence et le signal filtré (en rouge) sur lequel on remarque l'élimination de ce bruit. La figure III.10, n'est qu'un zoom sur le premier complexe QRS de la figure précédente pour bien illustrer le résultat du filtrage. On peut remarquer qu'il y a un effet de crénelage par application du seuillage dur.

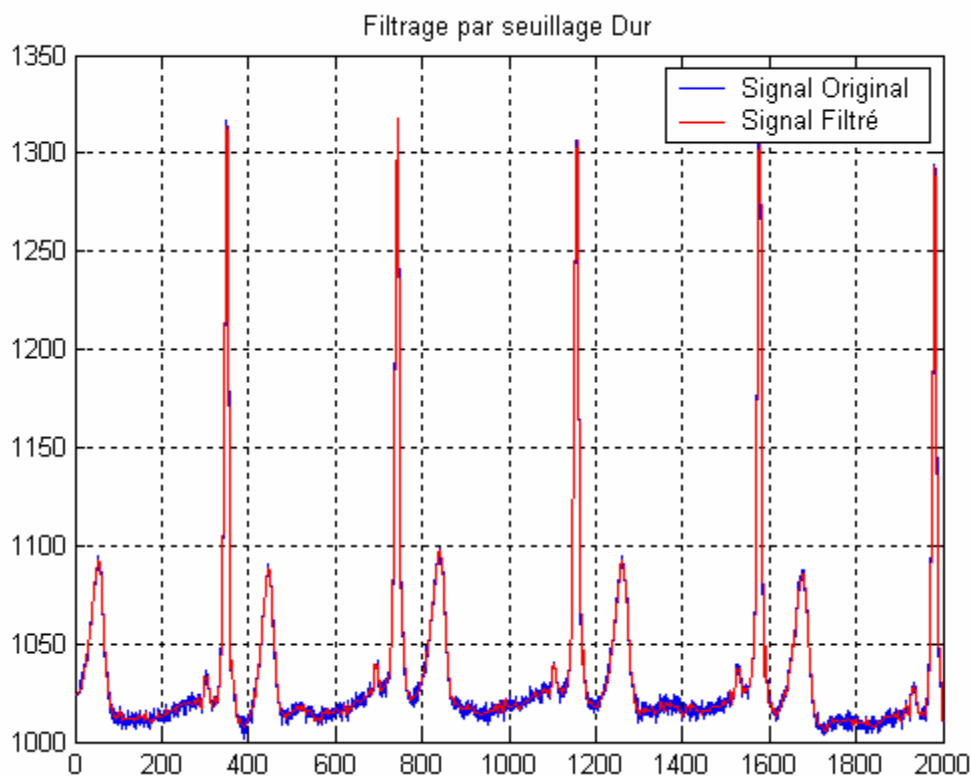


FIG. III.9 – FILTRAGE PAR SEUILLAGE DUR 'HARD THRESHOLDING'

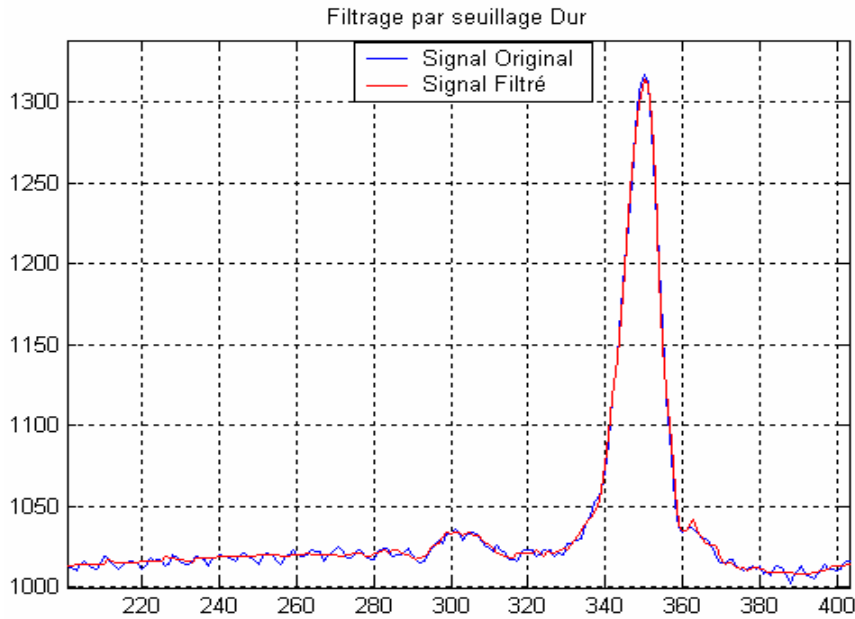


FIG. III.10 – ZOOM SUR LE 1^{ER} QRS (FILTRAGE PAR SEUILLAGE DUR)

Les figures III.11 et III.12 illustrent le même signal ECG bruité et le signal ECG résultant d'un filtrage par seuillage doux des coefficients d'ondelette.

Sur la figure III.11, nous présentons aussi le signal original bruité (en bleu) et le signal filtré (en rouge) sur lequel on remarque l'élimination du bruit. La figure III.12, est le zoom sur le premier complexe QRS de la figure III.11. On peut remarquer qu'il y a un lissage par application du seuillage doux.

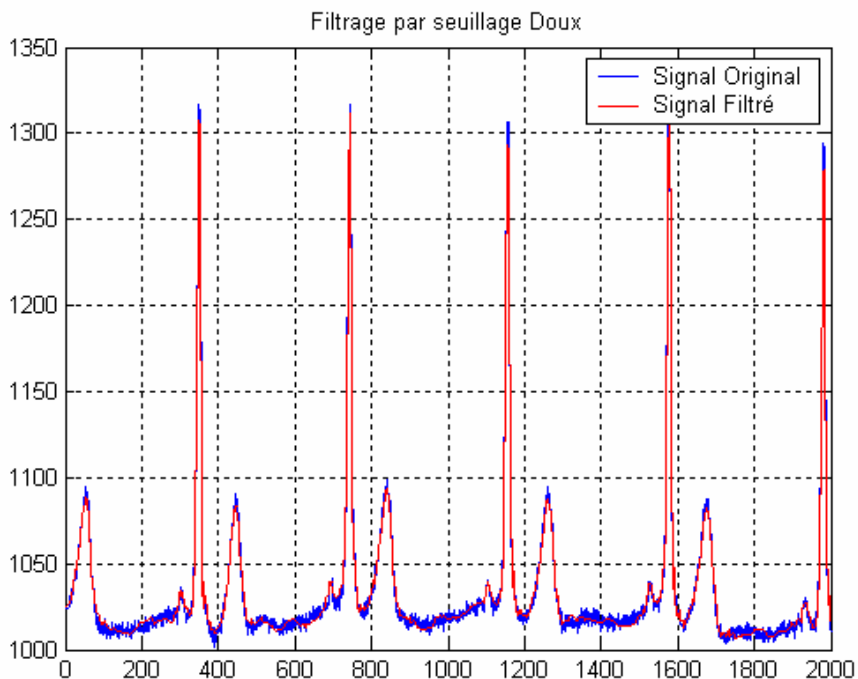


FIG. III.11 – FILTRAGE PAR SEUILLAGE DOUX 'SOFT THRESHOLDING'

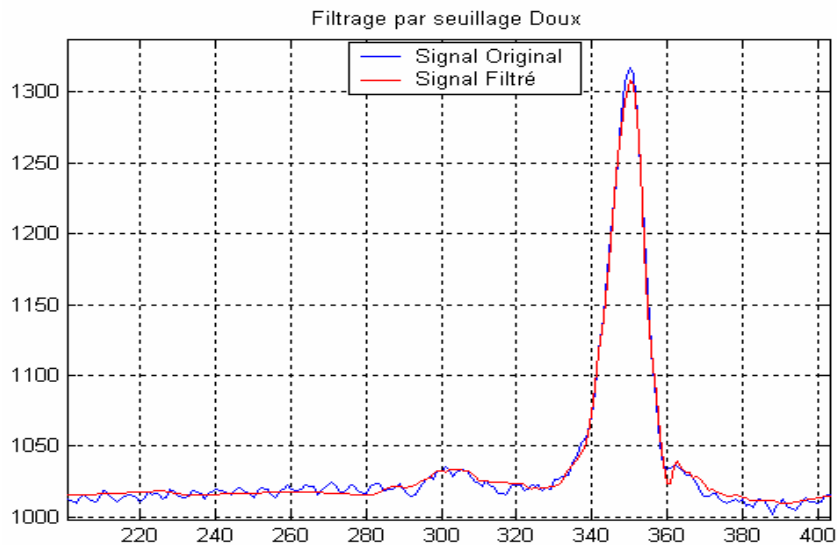


FIG. III.12 – ZOOM SUR LE 1^{ER} QRS (FILTRAGE PAR SEUILLAGE DOUX)

D’après les résultats obtenus on peut remarquer que le seuillage dur crée une discontinuité à $x = \pm Th$, alors que le seuillage doux ne le fait pas, ceci confirme les résultats obtenus par N. MEKKIOUI [Mekkioui04].

Le seuillage doux garantie que le signal obtenu sera toujours plus régulier que le signal de départ. C’est pour cette raison que notre choix du type de seuillage par la suite va porter sur le seuillage doux, ce choix peut être confirmé aussi par les résultats de D. Novák [Novák00].

III.2.3. CHOIX DE L’ONDELETTE ANALYSANTE

Le choix de l’ondelette adaptée n’est pas facile. Il convient de bien cerner le problème à étudier et d’identifier le type de transformée à utiliser (continue ou discrète). En analyse des signaux, on a pas besoin de redondance pour cela l’utilisation de la transformée discrète est alors conseillée. Pour une analyse multirésolution, on préférera une base d’ondelette orthonormale et si on veut un calcul exact, alors les ondelettes a support compact sont toutes indiquées.

Parmi les ondelettes orthogonales et non redondantes, régulière et à support compact on a choisi les ondelettes de Daubechies et de Coiflet à cause de leur morphologie comparables à notre signal.

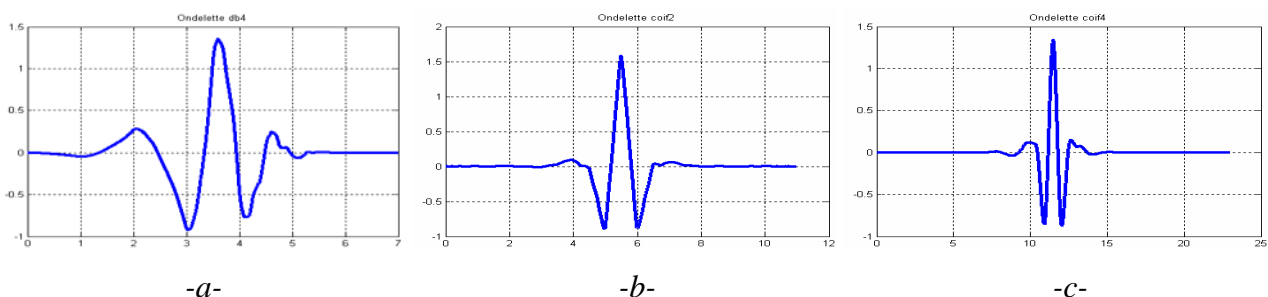
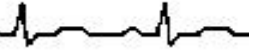


FIG. III.13 – ONDELETTES, -a- db4, -b- coif2 et -c- coif4.



La figure III.14 illustre un exemple de signal ECG Bruité pris de la base de données MIT/BIH (MIT202), et le signal filtré par l'approche décrite précédemment (décomposition+seuillage+reconstruction) utilisant les ondelettes 'db4', 'coif2' et 'coif4'.

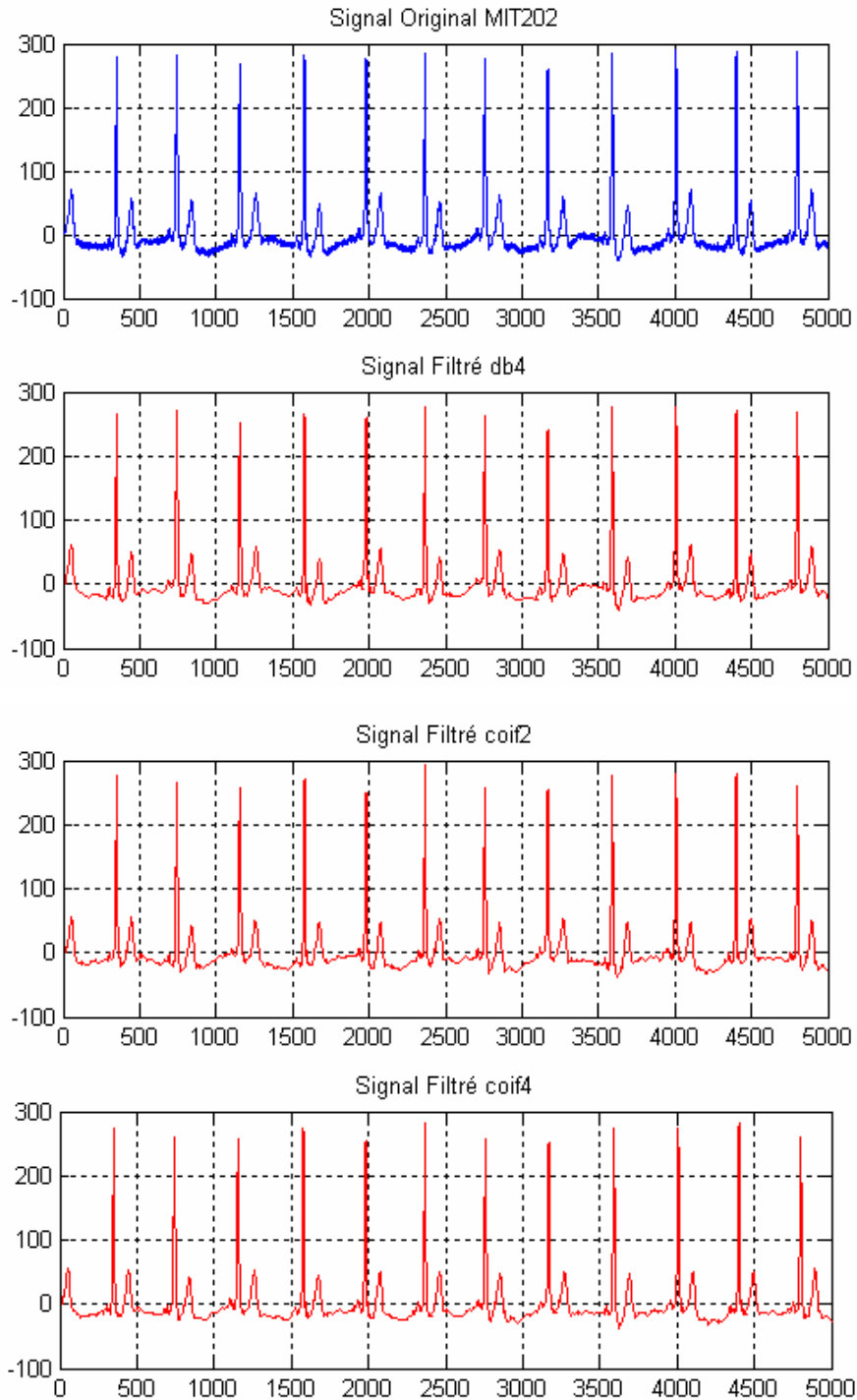
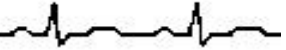


FIG. III.14 – L'INFLUENCE DU CHOIX DE L'ONDELETTE MÈRE SUR LE FILTRAGE DU SIGNAL ECG.



On peut d'une manière purement qualitative (visuel) constaté que le signal est bien filtré par les trois ondelettes, mais pour avoir une appréciation globale du filtrage par ondelette une évaluation quantitative s'avère plus que nécessaire.

Pour cela le rapport signal/bruit (SNR) et le coefficient de distorsion (PRD), sont utilisés.

$$SNR = 10 \times \log_{10} \left(\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2}{\sum_{n=1}^N (x(n) - \tilde{x}(n))^2} \right) \quad (III.5)$$

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - \tilde{x}(n))^2}{\sum_{n=1}^N x^2(n)}} \times 100 \quad (III.6)$$

avec : x le signal original, \tilde{x} le signal reconstruit, \bar{x} la moyenne du signal original [Mekkioui04].

Le tableau suivant représente les résultats obtenus pour chaque ondelettes, en analysant un ensemble de signaux ECG de la base de données MIT/BIH. Ces signaux représentent des échantillons des séries '100' et '200' (voir annexe B), pour avoir par la suite une évaluation globale du choix de l'ondelette analysante.

<i>Signal</i>	<i>Type d'ondelettes</i>	<i>SNR</i>	<i>PRD</i>
MIT100	'db4'	19.03	11.17
	'coif2'	18.81	11.45
	'coif4'	18.92	11.31
MIT104	'db4'	17.76	12.93
	'coif2'	17.37	13.53
	'coif4'	17.48	13.36
MIT124	'db4'	23.21	06.90
	'coif2'	22.58	07.42
	'coif4'	22.08	07.86
MIT200	'db4'	19.92	10.08
	'coif2'	19.75	10.29
	'coif4'	19.68	10.37
MIT202	'db4'	20.88	09.03
	'coif2'	20.18	09.79
	'coif4'	20.13	09.84
MIT220	'db4'	21.02	08.88
	'coif2'	20.60	09.32
	'coif4'	20.06	09.92
MIT233	'db4'	17.93	12.68
	'coif2'	16.96	14.17
	'coif4'	16.93	14.23

TABLEAU III.1 : RÉSULTATS D'ANALYSE D'UN ENSEMBLE DE SIGNAUX ECG POUR DIFFÉRENTES ONDELETTES



Une analyse de ces résultats, nous montre que l'ondelette 'db4' peut être retenue pour l'analyse du signal ECG, compte tenu qu'elle présente le meilleur SNR et un PRD le plus faible.

Donc pour la suite du travail, l'ondelette analysante sera l'ondelette de Daubechies d'ordre 4 ('db4'), et le type de seuillage sera le seuillage doux (soft thresholding).

L'ondelette analysante étant choisie, on procède au filtrage du signal ECG. La méthode est basée sur les trois étapes : *décomposition*, *seuillage* et *reconstruction* décrite précédemment.

III.2.4. APPLICATIONS DE LA TECHNIQUE DE FILTRAGE

III.2.4.1. SUPPRESSION DES VARIATIONS DE LA LIGNE DE BASE

La ligne de base est la ligne isoélectrique de l'activité cardiaque ; elle correspond au tracé qui serait observé sur un ECG si le cœur n'avait aucune activité électrique. Lorsque l'ECG est effectué en cabinet médical, ou pendant les périodes d'enregistrement nocturne du Holter, cette ligne est le plus souvent horizontale car le patient n'effectue aucun mouvement et le signal est peu perturbé par le bruit extérieur. En revanche, pendant la journée, les mouvements du patient modifient les positions relatives des électrodes, de sorte que cette ligne présente un tracé ondulé.

Du fait que, cette ligne est prise comme référence pour étudier la forme et l'amplitude des différentes ondes du signal ECG; il est nécessaire d'éliminer les variations de cette ligne. Plusieurs méthodes ont été utilisées, chacune avec des avantages et des inconvénients.

Nous avons développé une méthode générale, basée sur l'algorithme de l'analyse multi-résolution.

La méthode consiste en l'application des algorithmes de décomposition et de reconstruction sur un signal ECG, on aura les deux parties les approximations (basse fréquence) (figure III.2); et les détails (haute fréquence) (figure III.3).

Les approximations du signal sont exploitées pour obtenir une bonne approximation des variations de la ligne de base du signal ECG, compte tenu que les deux sont des signaux de basse fréquence [Novák00].

Si par exemple on va décomposer le signal sur 6 niveaux, alors c'est la sixième approximation qui va représenter les variations de la ligne de base (basse fréquence). Ainsi cette approximation est soustraite du signal original pour éliminer l'effet des variations de la ligne de base.



Néanmoins, pour obtenir de bons résultats, le niveau d'une telle approximation doit être bien défini, à savoir, le niveau de décomposition/reconstruction. Si on choisit un niveau faible, l'approximation qui va synthétiser l'approximation des variations de la ligne de base sera inefficace telle que c'est illustré en figure III.15 et III.16, contrairement si on choisit un niveau plus grand, on obtient une bonne approximation des variations de la ligne de base comme illustré par les figures III.17 et III.18, facilitant ainsi la suppression de ces variations.

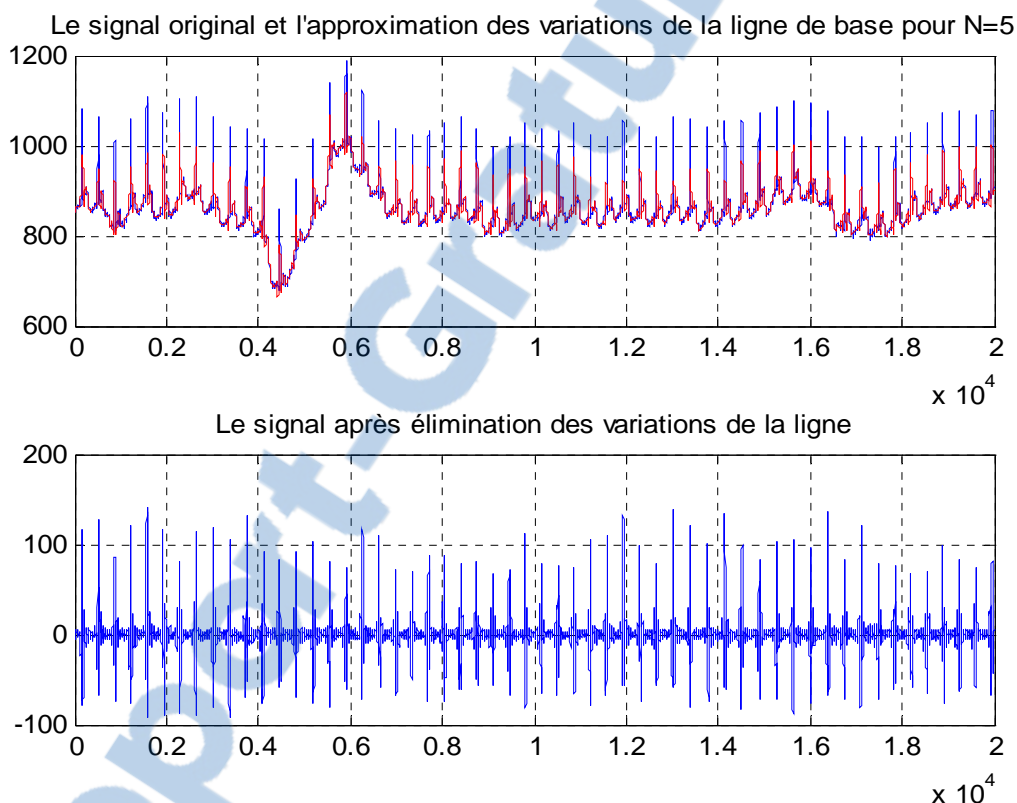


FIG. III.15 – MAUVAISE APPROXIMATION DES VARIATIONS LA LIGNE DE BASE
AVEC UN NIVEAU FAIBLE.

Sur la figure III.15, on peut constater qu'en choisissant un niveau de décomposition faible (dans ce cas $N=5$), on aura une mauvaise approximation des variations de la ligne de base, ce qui se traduit par une déformation et un changement des caractéristiques temporelle et fréquentielle du signal original. On peut bien remarquer cette déformation et changement de caractéristiques du signal original sur la figure suivante (figure III.16).

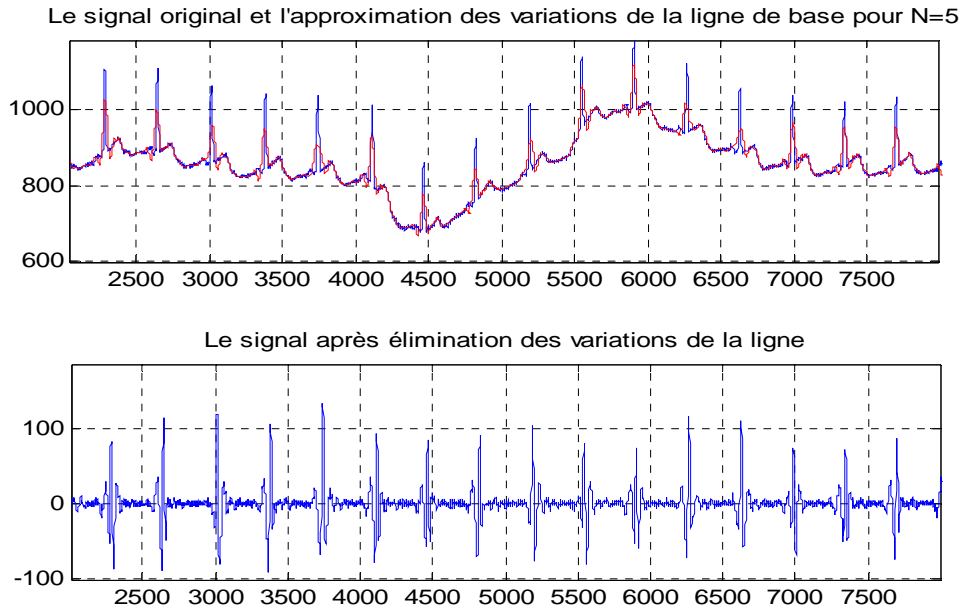


FIG. III.16 – ZOOM D'UNE PARTIE DE LA FIGURE PRÉCÉDENTE.

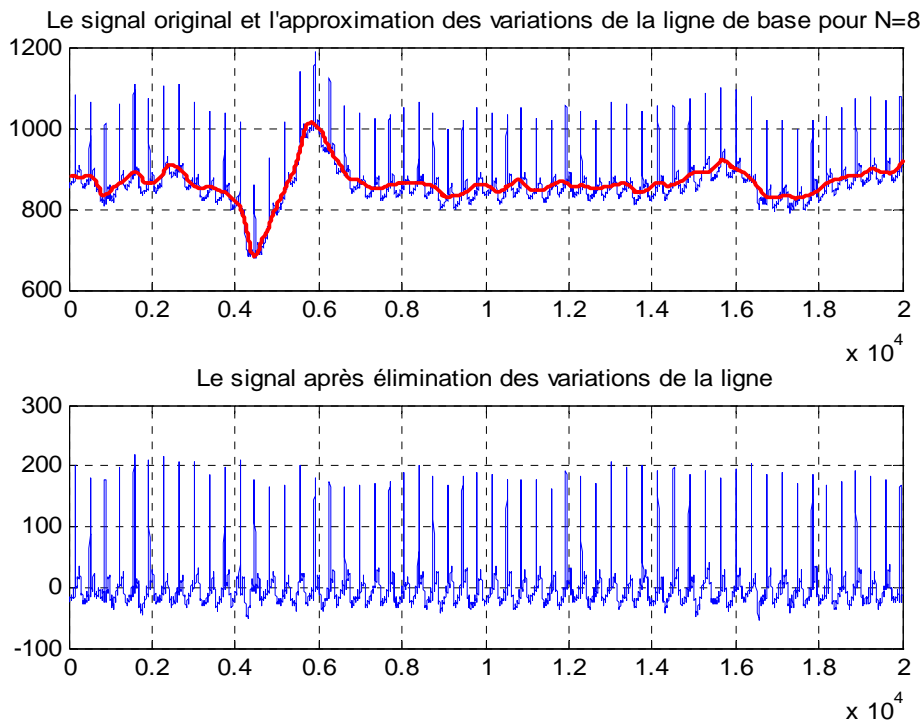


FIG. III.17 – BONNE APPROXIMATION DES VARIATIONS DE LA LIGNE DE BASE AVEC UN NIVEAU PLUS GRAND.

Par contre, si on choisi un niveau plus grand (dans ce cas $N=8$) (figure III.17), on va avoir une bonne approximation des variations de la ligne de base ce qui signifie une bonne préservation des caractéristiques du signal, comme illustré sur la figure suivante.

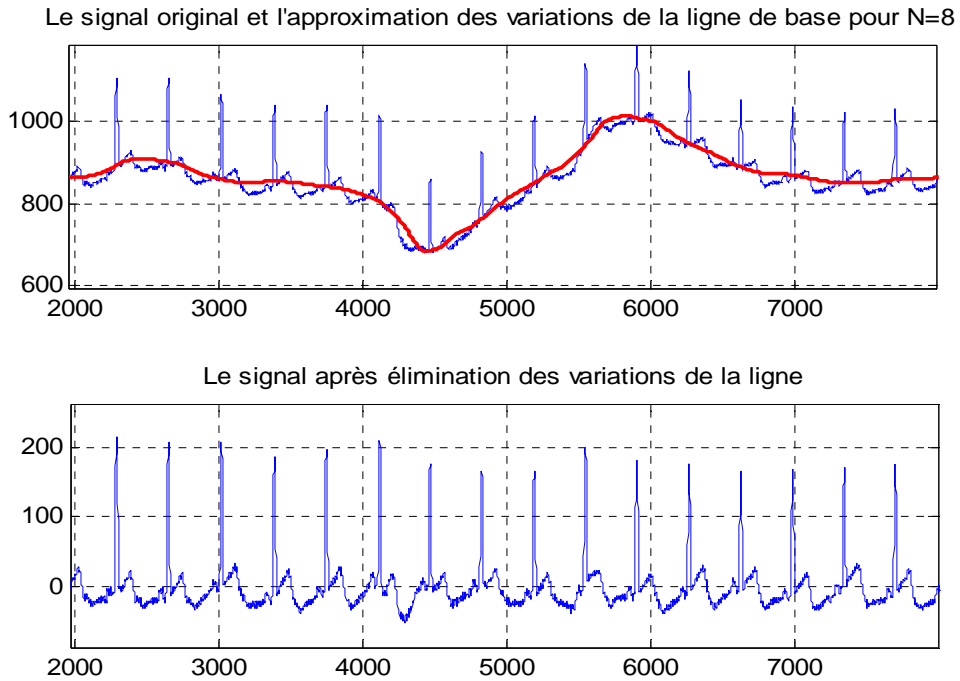


FIG. III.18 – ZOOM D’UNE PARTIE DE LA FIGURE PRÉCÉDENTE.

La performance de l’application des ondelettes pour la suppression des variations de la ligne de base a été testée sur l’ensemble des signaux de la base de donnée. Les résultats obtenus sont très satisfaisants comme cela est illustré sur les figures III.19, III.20, III.21 et III.22.

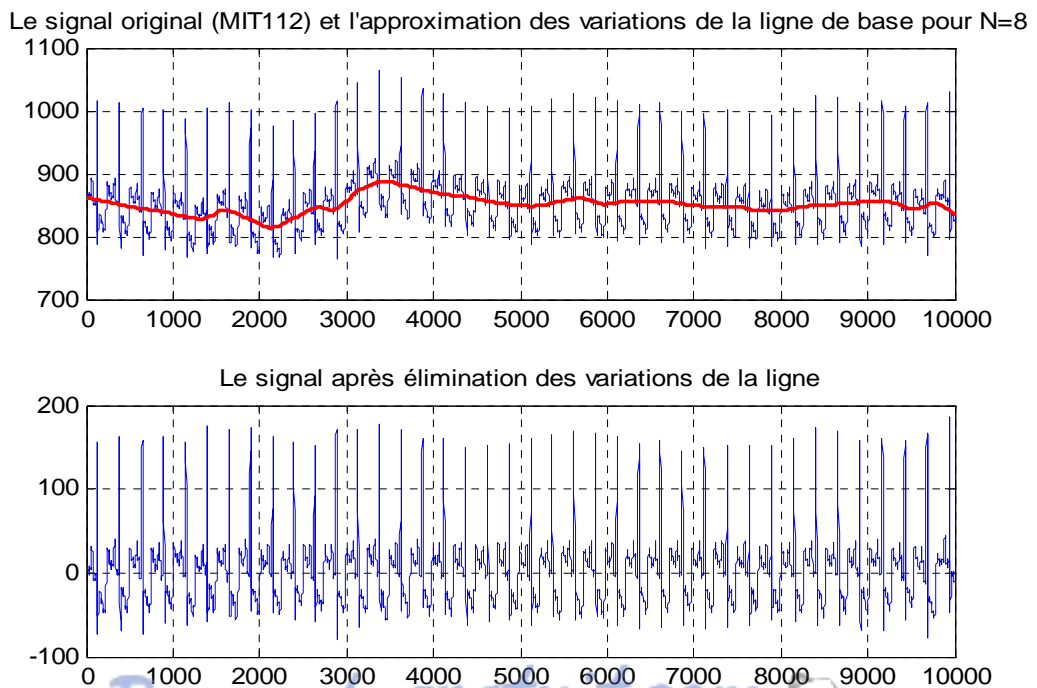
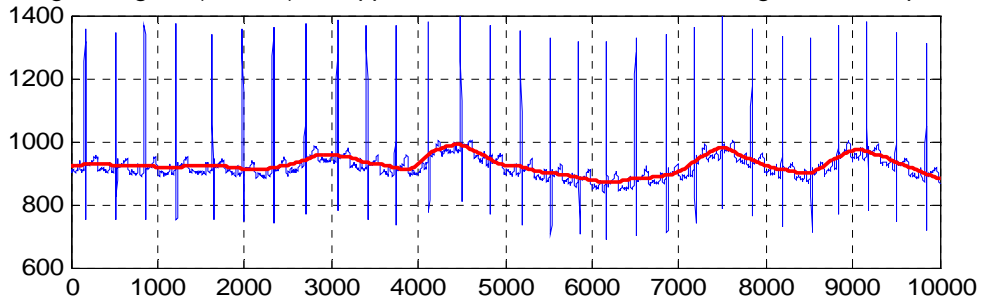


FIG. III.19 – SUPPRESSION DES VARIATIONS DE LA LIGNE DE BASE (SIGNAL MIT112).

Rapport-gratuit.com
LE NUMÉRO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES



Le signal original (MIT115) et l'approximation des variations de la ligne de base pour N=8



Le signal après élimination des variations de la ligne

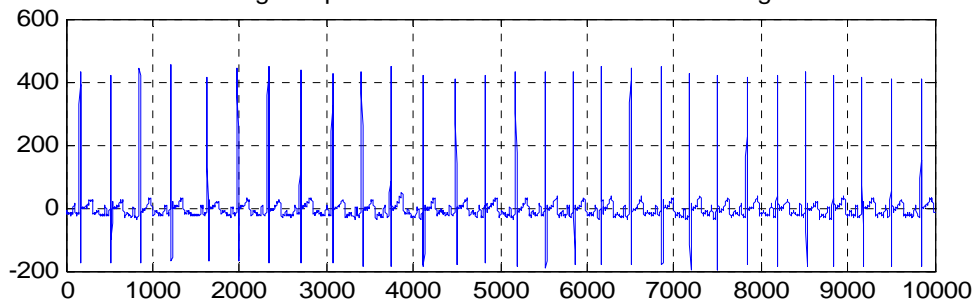
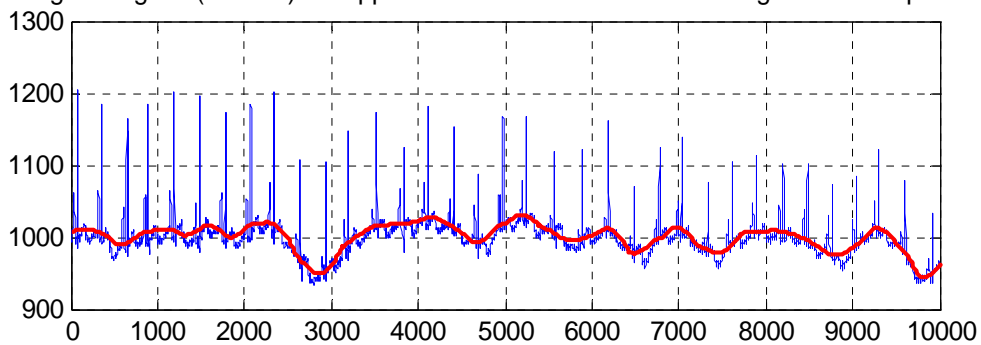


FIG. III.20 – SUPPRESSION DES VARIATIONS DE LA LIGNE DE BASE (SIGNAL MIT115).

Le signal original (MIT222) et l'approximation des variations de la ligne de base pour N=8



Le signal après élimination des variations de la ligne

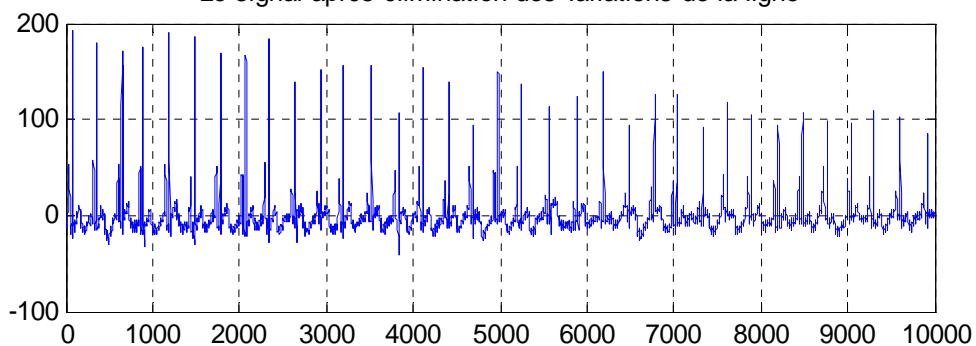
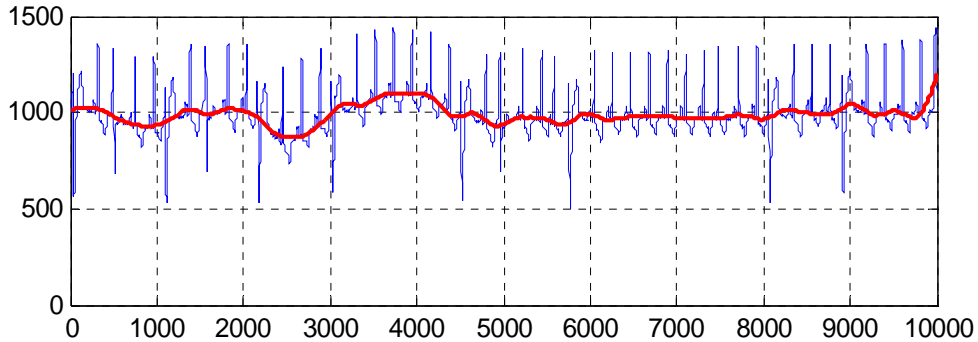
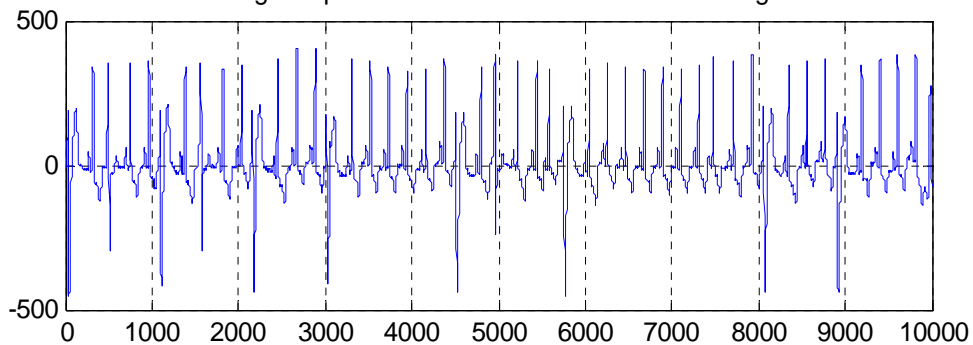


FIG. III.21 – SUPPRESSION DES VARIATIONS DE LA LIGNE DE BASE (SIGNAL MIT222).

Le signal original (MIT233) et l'approximation des variations de la ligne de base pour $N=8$ 

Le signal après élimination des variations de la ligne

**FIG. III.22** – SUPPRESSION DES VARIATIONS DE LA LIGNE DE BASE (SIGNAL MIT233).

III.2.4.2. SUPPRESSION DES AUTRES BRUITS

Après avoir présenté l'idée de la suppression des variations de la ligne de base, on va procéder au filtrage des autres bruits. Nous avons choisi et de manière empirique un niveau de décomposition de $N=8$, avec l'ondelette Daubechies ('db4') comme il a été décrit précédemment.

Sur la figure III.7 qui présente un exemple d'un signal ECG et ses coefficients d'ondelette avant seuillage, on remarque bien la concentration du bruit sur les détails et surtout sur les trois premiers (D1 à D3). Notre algorithme de filtrage comme cela était décrit précédemment est basé sur l'application du seuillage doux "Soft thresholding" sur les coefficients des détails puis de reconstruire le signal.

La figure III.8 illustre ce même signal et ses coefficients des détails après seuillage, on peut clairement remarqué la réduction du bruit sur les coefficients des détails.

L'application de cet algorithme sur la base de donnée MIT/BIH a donné de très bon résultats, comme cela est illustré sur les figures III.23, III.24, III.25, III.26 et III.27.

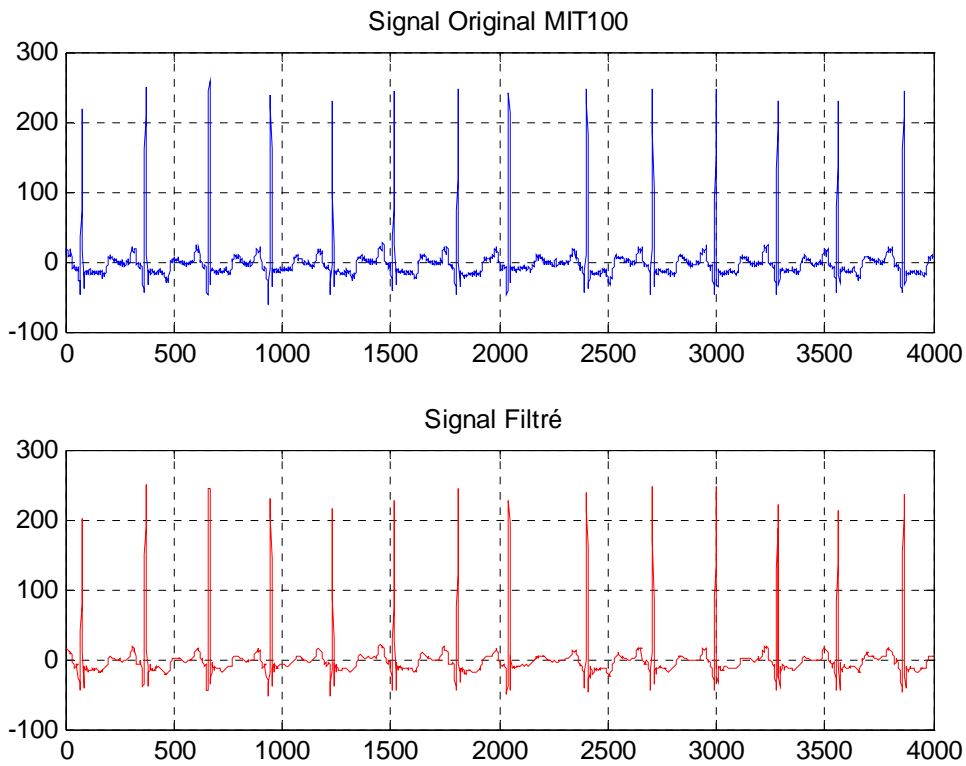


FIG. III.23 – SIGNAL ORIGINAL ET SIGNAL FILTRÉ.

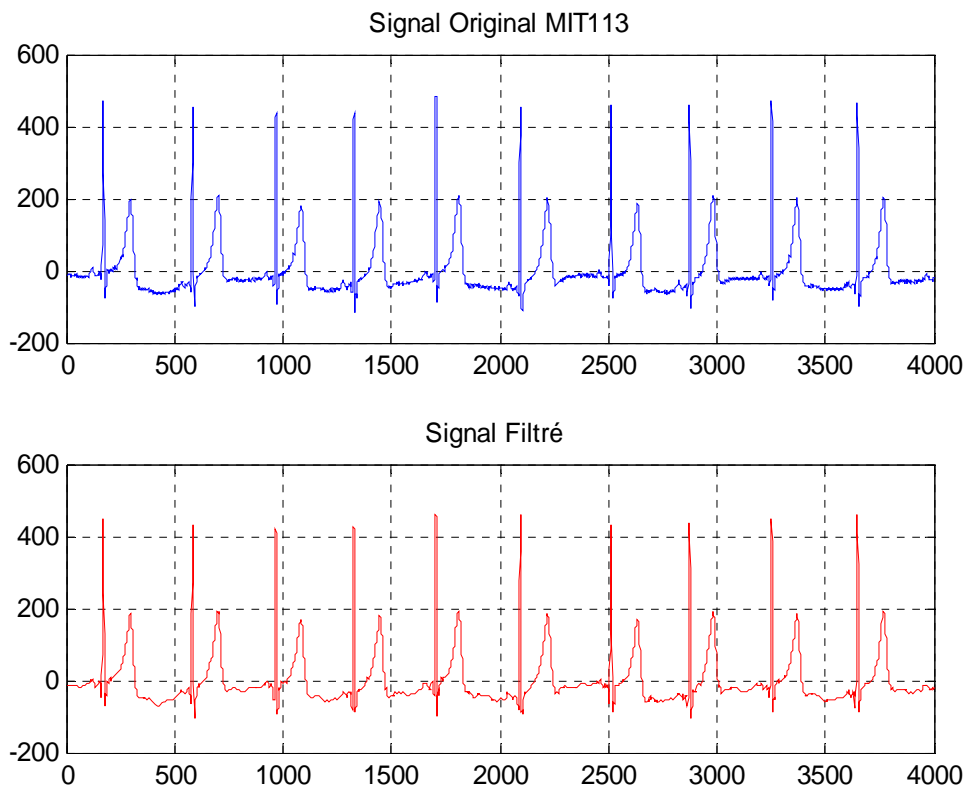


FIG. III.24 – SIGNAL ORIGINAL ET SIGNAL FILTRÉ.

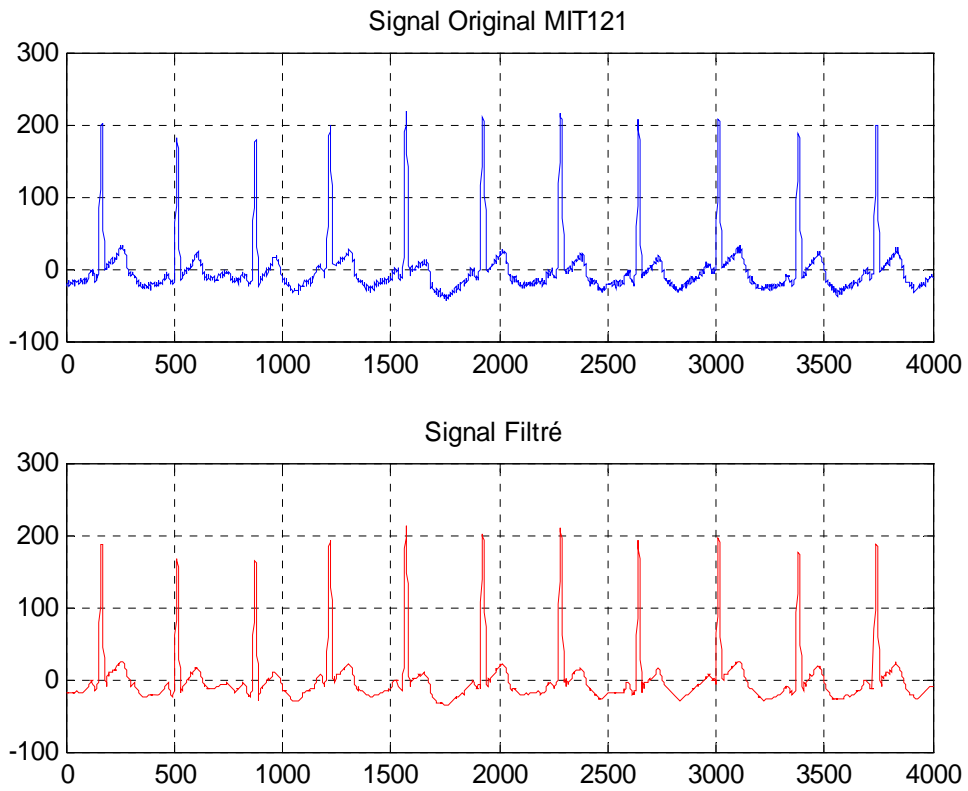


FIG. III.25 – SIGNAL ORIGINAL ET SIGNAL FILTRÉ.

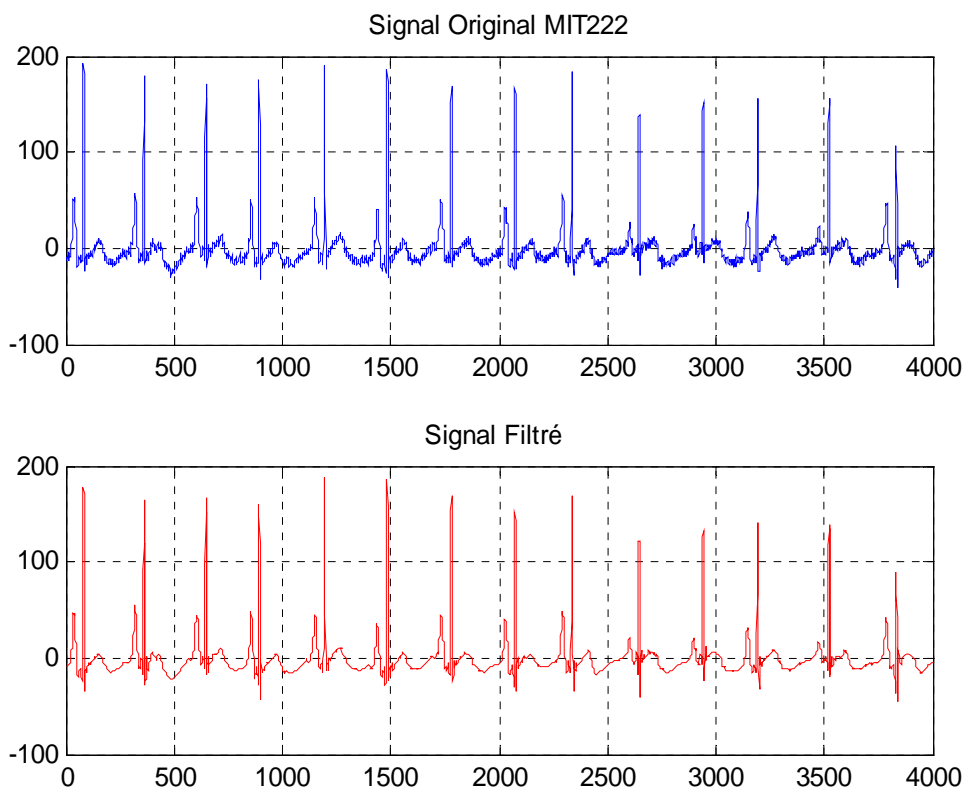


FIG. III.26 – SIGNAL ORIGINAL ET SIGNAL FILTRÉ.

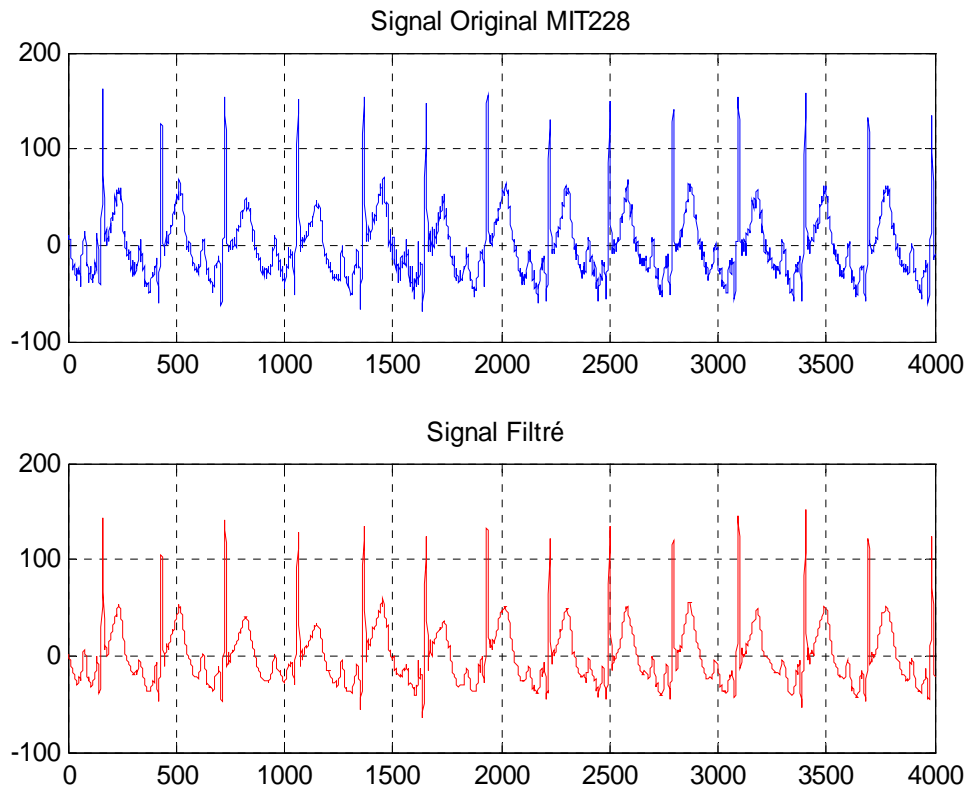
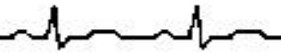


FIG. III.27 – SIGNAL ORIGINAL ET SIGNAL FILTRÉ.



2^{ème} PARTIE : DETECTION DU COMPLEXE QRS

III.3. INTRODUCTION :

Cette deuxième partie aborde la détection du complexe QRS en vue de segmenter l'ECG en trames définissant chacune un cycle cardiaque. De nombreuses méthodes existent pour détecter le complexe QRS, ce qui permet en outre de caractériser la fréquence (le rythme) cardiaque.

L'implémentation de telles méthodes sur des dispositifs de surveillance et de régulation est depuis longtemps effectuée avec une grande efficacité. Chaque méthode possède ses avantages et ses inconvénients en terme de robustesse, de coût de calcul ou de complexité. Après avoir passé en revue différentes méthodes existantes, on exposera la méthode utilisée et sa capacité à détecter le complexe QRS. Pour finir cette partie, on compare les résultats de la détection de notre méthode avec d'autres méthodes. L'objectif visé est de détecter correctement le grand nombre de complexes QRS avec peu de fausse détection.

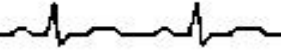
III.4. LES MÉTHODES EXISTANTES POUR LA DÉTECTION DU COMPLEXE QRS :

La majorité des méthodes utilise le calcul de la dérivée, puis un seuillage. De nombreuses variantes existent, faisant intervenir d'autres caractéristiques (dérivée seconde, amplitude, etc. . .). Ces multiples méthodes se différencient par leur plus ou moins grande sensibilité au bruit, perturbations de la ligne de base, etc.

Différentes méthodes de détection des complexes QRS ont déjà été répertoriées dans [Friesen90]. D'autres méthodes, plus récentes, ont vu le jour depuis une dizaine d'années, sont liées à l'utilisation des ondelettes et de réseaux de neurones [Kadambe92], [Xue92], [Rodrigues01], [Vásquez01]. Dans [Novák00] ces méthodes ont été regroupées en différentes catégories :

- algorithmes basés sur la dérivée première
- algorithmes basés sur l'amplitude et la dérivée première
- algorithmes basés sur les dérivées première et seconde
- algorithmes basés sur des filtres numériques
- algorithmes basés sur des transformations non linéaires

Avant de décrire la méthode que nous avons utilisée, nous allons décrire succinctement les différentes méthodes précitées. Dans la suite, $s(n)$ représentera les échantillons de notre signal électrocardiographique.



III.4.1. ALGORITHMES BASÉS SUR LA DÉRIVÉE PREMIÈRE (ADP)

Selon l'algorithme proposé par Menard [Friesen90], la dérivée première est calculée en utilisant la formule :

$$Y(n) = -2s(n-2) - s(n-1) + s(n+2) + 2s(n+2) \quad (\text{III.7})$$

Un seuil h est ensuite calculé comme étant une fraction du maximum de l'expression :

$$h = \alpha \cdot \max\{Y(n)\} \quad (\text{III.8})$$

Les points de la dérivée première qui dépassent le seuil sont recherchés, et le premier point dépassant le seuil est considéré comme le début d'un QRS.

III.4.2. ALGORITHMES BASÉS SUR L'AMPLITUDE ET LA DÉRIVÉE PREMIÈRE (AADP)

Parmi d'autres algorithmes, on peut mentionner celui de Moiret-Mahoudex [Friesen90]. Un seuil h en amplitude est calculé comme une fraction de la plus grande valeur positive du signal :

$$h = \alpha \cdot \max\{s(n)\} \quad (\text{III.9})$$

où la valeur de α dépend des caractéristiques du signal. La dérivée première est calculée par :

$$Y(n) = s(n+1) - s(n-1) \quad (\text{III.10})$$

On considère alors deux autres seuils l'un positif β_1 et l'autre négatif β_2 , les auteurs recommandent des seuils de valeurs respectives $\beta_1 = 0.5$ et $\beta_2 = -0.3$ pour un signal échantillonné à 250Hz.

Un QRS est repéré si trois points consécutifs de la dérivée $Y(n)$ excèdent le seuil positif β_1 et sont suivis dans les 100 ms qui suivent par deux points consécutifs qui excèdent le seuil négatif β_2 .

Un QRS *candidat* est déclaré si les conditions suivantes sont remplies :

$$Y(i), Y(i+1), Y(i+2) > \beta_1 \quad (\text{III.11})$$

$$Y(j), Y(j+1) < -\beta_2 \quad (\text{III.12})$$

$$s(i), s(i+1), \dots, s(j+1) \geq h \quad (\text{III.13})$$

III.4.3. ALGORITHMES BASÉS SUR LES DÉRIVÉES PREMIÈRE ET SECONDE (ADPS)

On peut citer ici deux algorithmes : l'un de Balda [Friesen90], l'autre de Pan et Tompkins [Pan85], amélioré par Fokapu et Girard [Fokapu94] utilisé par L. Clavier [Clavier97]

A. ALGORITHME DE BALDA :

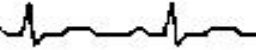
Pour la première méthode, les valeurs absolues de la dérivée première et seconde sont calculées à partir du signal ECG.

$$y_1(n) = abs[s(n+1) - s(n-1)] \quad (\text{III.14})$$

$$y_2(n) = abs[s(n+2) - 2s(n) - s(n-2)] \quad (\text{III.15})$$

Puis les deux signaux sont mis à l'échelle et sommés :

$$y_3(n) = 1.3 \times y_1(n) + 1.1 \times y_2(n) \quad (\text{III.16})$$



Le signal $y_3(n)$ est analysé jusqu'à ce que la condition $y_3 > 1$ soit rencontrée, les huit points suivants sont alors comparés au seuil et si, six ou plus de ces points sont supérieurs à ce seuil alors un QRS est détecté.

B. ALGORITHME DE FOKAPU ET GIRARD :

La méthode de Fokapu et Girard reprend à peu près les mêmes étapes :

- calculs des dérivées première et seconde

$$y_1(n) = abs[s(n+1) - s(n-1)] \quad (III.17)$$

$$y_2(n) = abs[s(n+2) - 2s(n) - s(n-2)] \quad (III.18)$$

- lissage, mise au carré, normalisation

Le lissage de la dérivée première (resp. de la dérivée seconde) s'obtient par la moyenne sur 3 échantillons consécutifs :

$$yliss(n) = \frac{1}{4} [s(n-1) + 2s(n) + s(n+1)] \quad (III.19)$$

On pose :

$yliss_1$: lissage de la dérivée première

$yliss_2$: lissage de la dérivée seconde

Les coefficients de normalisation a_1 et a_2 sont respectivement égaux à $1/\max(yliss_1)$ et $1/\max(yliss_2)$.

- sommation

$$y_3(n) = a_1 \cdot yliss_1^2(n) + a_2 \cdot yliss_2^2(n) \quad (III.20)$$

- calculs des positions des QRS grâce à un seuil le seuil est originellement fixé à 35% de la valeur maximale de y_3 (pour tenir compte d'éventuels artefacts, on utilise la moyenne des 4 plus fortes valeurs maximales).

III.4.4. ALGORITHMES BASÉS SUR DES FILTRES NUMÉRIQUES (AFN)

L'algorithme décrit est une adaptation de celui de Okado [Okado79]. La première étape consiste en un lissage par moyenne glissante sur trois points :

$$y_1(n) = \frac{1}{4} [s(n-1) - 2s(n) + s(n+1)] \quad (III.21)$$

La sortie du filtre à moyenne glissante est ensuite filtrée passe-bas :

$$y_2(n) = \frac{1}{2m+1} \sum_{k=n-m}^{n+m} y_1(k) \quad (III.22)$$



La différence entre l'entrée et la sortie du filtre est mise au carré :

$$y_3(n) = (y_1(n) - y_2(n))^2 \quad (\text{III.23})$$

On filtre à nouveau :

$$y_4(n) = y_3(n) \left[\sum_{k=n-m}^{n+m} y_3(k) \right]^2 \quad (\text{III.24})$$

Le dernier signal est construit en utilisant la formule :

$$\begin{cases} y_5(n) = y_4(n) & \text{si } (y_1(n) - y_1(n-m))(y_1(n) - y_1(n+m)) > 0 \\ y_5(n) = 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (\text{III.25})$$

La valeur maximale de ce dernier signal sert à déterminer un seuil :

$$h = \alpha \cdot \max(y_5) \quad (\text{III.26})$$

Un QRS est détecté pour $y_5(n) > h$.

III.4.5. ALGORITHMES BASÉS SUR DES TRANSFORMATIONS NON LINÉAIRES (ATNL)

L'algorithme MOBD (Multiplication Of Backward Difference) [Köhler02] : cet algorithme opère sur la dérivée première du signal ECG (backward difference).

$$y(n) = s(n) - s(n-1) \quad (\text{III.27})$$

La transformée MOBD du N^{ième} ordre est définie par :

$$Z(n) = \prod_{k=0}^{N-1} |y(n-k)| \quad (\text{III.28})$$

De plus une condition de signe doit être respectée, à savoir $Z(n)$ est mis à zéro si deux expressions (III.27) consécutives sont de signes différents :

$$Z(n) = 0 \dots \text{si} \dots \text{signe}[y(n-k)] \neq \text{signe}[y(n-k+1)] \dots k = 0, 1, \dots, N-2 \quad (\text{III.29})$$

Finalement, le signal ECG est comparé à un seuil dont la valeur dépend des caractéristiques du signal.

III.4.6. ANALYSE DES RÉSULTATS DE DÉTECTION DE CES MÉTHODES

Pour évaluer ces méthodes de détections Friesen et al [Friesen90], a utilisé des signaux ECG enregistrer pour un homme volontaire, ses enregistrements ont été digitalisés manuellement, la fréquence d'échantillonnage est de 250 Hz. Freisen a affecté ces signaux par différentes sources de bruit (les niveaux de bruit affectant les signaux utilisés sont de 0 %, 25 %, 75 % et 100 %) pour tester l'efficacité des différents méthodes.

Ici, nous allons présenter les résultats pour les deux niveaux de bruit 25 % et 100 %. Le tableau suivant présente les résultats de détection (QRS détecté en % et le nombre de fausse Positive c'est-à-dire le nombre de fausse détection).



Types de bruit \ Niveau de bruit		QRS détecté (%)		Nbre de FP	
		25 %	100 %	25 %	100 %
EMG	<i>ADP</i>	100	97	0	207
	<i>AADP</i>	100	65	0	48
	<i>ADPS</i>	92	62	47	278
	<i>AFN</i>	100	84	0	36
Interférence du réseau électrique	<i>ADP</i>	100	19	0	0
	<i>AADP</i>	100	100	0	0
	<i>ADPS</i>	78	0	297	0
	<i>AFN</i>	100	100	0	0
Respiration	<i>ADP</i>	100	100	0	0
	<i>AADP</i>	100	65	0	0
	<i>ADPS</i>	100	100	0	0
	<i>AFN</i>	100	100	0	0

TABEAU III.2 : TAUX DE DÉTECTION POUR CHAQUE MÉTHODE SELON [Friesen90]

En analysant ce tableau, nous pouvons remarquer que lorsque le niveau de bruit est de 25 % l'ensemble des algorithmes donne une détection de 100 % pour différents types de bruits à l'exception de la méthode basée sur la dérivée première et seconde dont on remarque des fausses détections. Lorsque le signal est noyé dans le bruit (100 %) nous remarquons que la performance de chaque méthode dans la détection des complexes QRS en présence de chaque type de bruit se diffèrent, la détection en présence de l'EMG est moins performante qu'en présence de l'interférence du réseau électrique ou de la respiration.

D'autres méthodes sont aussi disponible et qui sont considérée comme référence dans le domaine du traitement du signal ECG. Particulièrement la méthode de Pan & Tompkins

III.5. ALGORITHME DE PAN & TOMPKINS [PAN85]

III.5.1. INTRODUCTION

En s'inspirant de la littérature cet algorithme à donné les meilleures taux de détection du complexe QRS, pour cela, les résultats de cet algorithme vont être comparés avec celle de notre méthode basé sur les ondelettes. Une synthèse de cet algorithme est présentée dans ce qui suit.



III.5.2. ALGORITHME

L’algorithme de Pan & Tompkins utilise la somme des dérivées premières et secondes lissées, normalisées puis mises au carré.

Cet algorithme est basé sur le diagramme ci-dessous :

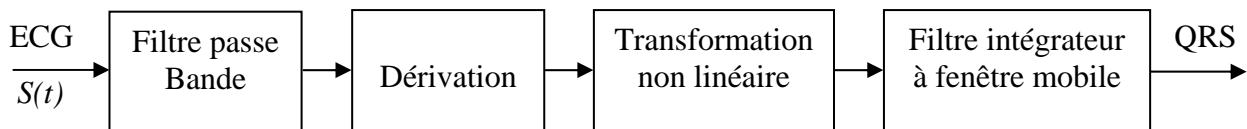


FIG. III.28 – ALGORITHME DE PAN & TOMPKINS.

III.5.2.1. FILTRE PASSE BANDE (Figure III.30.b):

D’après les données physiologiques, les ondes R ont une énergie maximale dans la bande 5-15 Hz [Thakor83]. Il est donc naturel de commencer par un filtrage du signal dans cette bande, le filtre passe bande utilisé est composé d’un filtre passe bas en cascade avec un filtre passe haut avec une bande passante entre 5-11 Hz (Figure III.29).

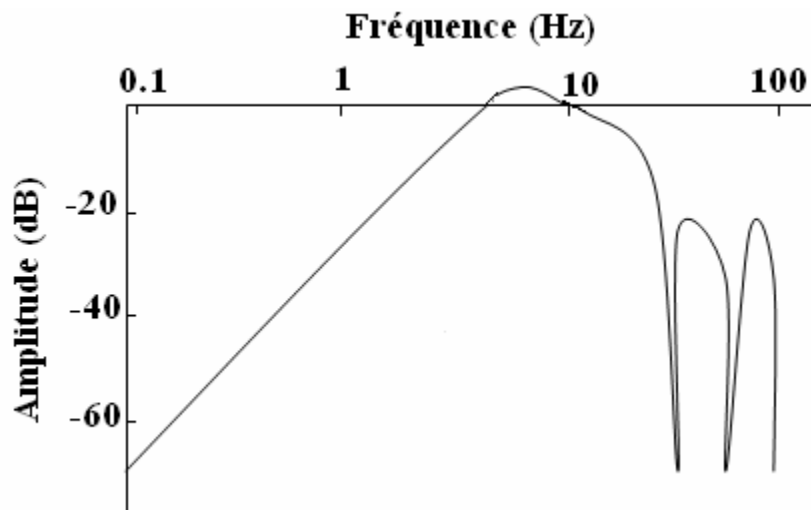
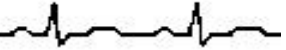


FIG. III.29 – RÉPONSE D’AMPLITUDE DU FILTRE PASSE BANDE.

✚ FILTRE PASSE BAS :

La fonction de transfert en z du filtre passe bas du second ordre est :

$$H(z) = \frac{(1 - z^{-6})^2}{(1 - z^{-1})^2} \tag{III.30}$$



L'équation différentielle du filtre est :

$$y(nT) = 2y(nT - T) - y(nT - 2T) + x(nT) - 2x(nT - 6T) + x(nT - 12T) \quad (\text{III.31})$$

avec T désignant la période d'échantillonnage.

La fréquence de coupure du filtre est autour de 11 Hz, avec un gain de 36.

✚ FILTRE PASSE HAUT :

La fonction de transfert en z du filtre passe haut est :

$$H(z) = \frac{(-1/32 + z^{-16} - z^{-17} + z^{-32}/32)}{1 - z^{-1}} \quad (\text{III.32})$$

L'équation différentielle du filtre est :

$$y(nT) = y(nT - T) - x(nT)/32 + x(nT - 16T) - x(nT - 17T) + x(nT - 32T)/32 \quad (\text{III.33})$$

La fréquence de coupure du filtre est autour de 5 Hz, avec un gain de 1.

III.5.2.2. DÉRIVATION (Figure III.30.c) :

Après filtrage, le signal passe par un filtre dérivateur puisque la dérivée à ce niveau présente des valeurs maximales (le complexe QRS étant de forte amplitude).

Le dérivateur utilisé est un dérivateur à cinq points avec la fonction de transfert suivante :

$$H(z) = 0.1(-2z^{-2} - z^{-1} + z^1 + 2z^2) \quad (\text{III.34})$$

La dérivation est implémentée par l'équation différentielle suivante :

$$y(nT) = (2x(nT) + x(nT - T) - x(nT - 3T) - 2x(nT - 4T))/8 \quad (\text{III.35})$$

La fraction 1/8 est une approximation raisonnable du facteur gain de 0.1 pour permettre la puissance rapide du calcul.

III.5.2.3. TRANSFORMATION NON LINÉAIRE (Figure III.30.d) :

Afin d'accentuer le contraste mis en évidence par la dérivation, on élève au carré le signal obtenu, ce qui permet, d'assurer la symétrie de détection entre les ondes R et les ondes Q,S.

III.5.2.4. INTÉGRATION (Figure III.30.e) :

L'intégration du signal permet d'obtenir un maximum unique pour chaque complexe. La taille de la fenêtre d'intégration doit être adaptée à la largeur moyenne d'un complexe QRS. Si elle est trop grande, le maximum est décalé en temps par rapport à la position du R (influence de l'onde T) ; si, au contraire, elle est trop petite, on obtient plusieurs pics pour une même onde R. La taille, choisie ici de manière empirique, est de 0.15 seconde [Pan85] ce qui correspond au double de la largeur moyenne d'un complexe QRS.

L'équation différentielle du filtre intégrateur est donnée par :

$$y(nT) = (1/N)[x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)] \quad (\text{III.36})$$



III.5.2.5. Seuillage adaptatif :

À l’issue du traitement précédent, le signal disponible possède un maximum absolu pour chaque complexe QRS. Il possède en outre d’autres maxima locaux, de plus faible amplitude en général, qui correspondent soit à du bruit, soit aux ondes T. Cette étape consiste donc en une recherche de maxima capable de ne pas prendre en considération les maxima trop faibles qui peuvent correspondre au bruit, en effectuant un seuillage en amplitude, et ceux trop proches qui risquent d’être introduits par les ondes T, en effectuant un seuillage temporel.

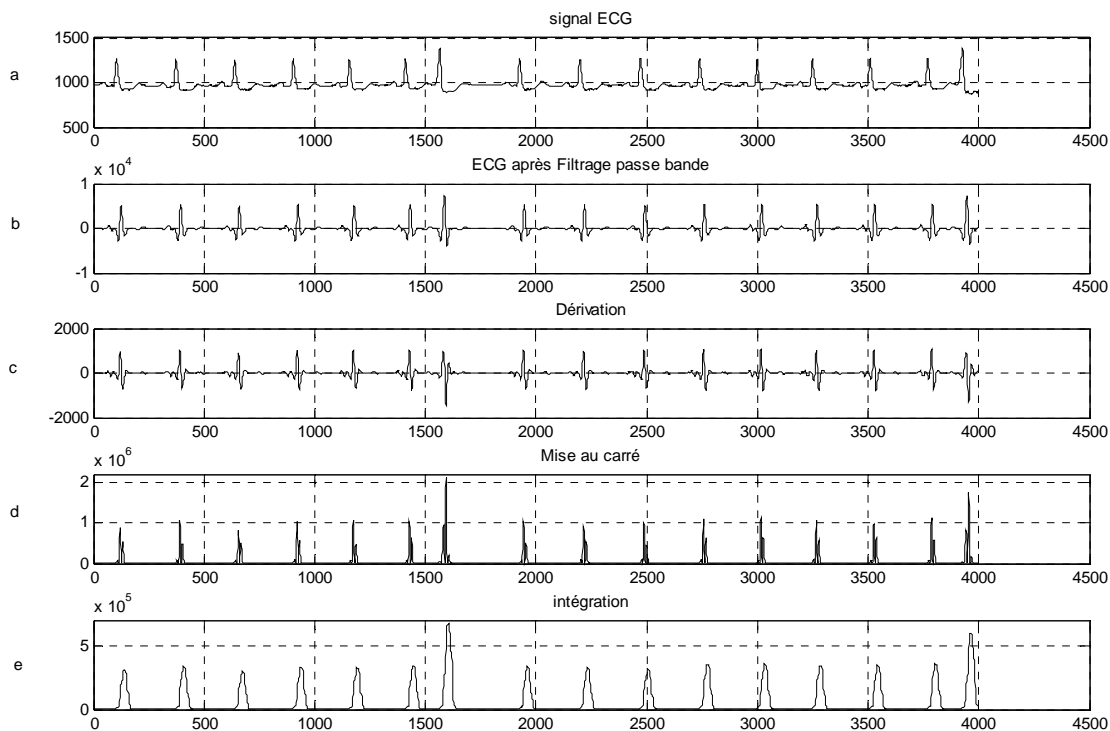


FIG. III.30 – MÉTHODE DE DÉTECTION DE PAN & TOMPKINS

III.5.3. EVALUATION :

Cet algorithme utilise la base de données MIT/BIH pour évaluer le taux de détection du complexe QRS. L’évaluation de cette méthode de détection est basée sur deux lois statistiques (la sensibilité (SE) et la prédictibilité (P+)) et une erreur de détection (ED). [Li95]

$$SE = \frac{TP}{TP + FN} \tag{III.37}$$

$$P+ = \frac{TP}{TP + FP} \tag{III.38}$$

$$ED = \frac{FP + FN}{Nbt} \tag{III.39}$$

avec : TP (True Positive) : le nombre de battements correctement détecté (QRS).

FN (False Negative) : le nombre de battements non détecté (QRS).



FP (False Positive) : le nombre de battements détecté (QRS) mais ce n'est pas un QRS.

Nbt : le nombre total des battements dans un enregistrement.

Le taux d'erreur global sur cette base est de 0.43 %, sa distribution est représentée dans le tableau suivant :

Enregistrement	Nbt	FP	FN	ED (%)	SE (%)	P+ (%)
100	2273	0	0	0	100	100
101	1865	5	3	0.43	99.84	99.73
102	2187	0	0	0	100	100
103	2084	0	0	0	100	100
104	2229	1	0	0.04	100	99.95
105	2572	67	22	3.46	99.14	97.43
106	2027	5	2	0.05	99.90	99.75
107	2137	0	2	0.09	99.91	100
109	2532	0	1	0.04	99.96	100
111	2124	1	0	0.05	100	99.95
112	2539	0	1	0.04	99.96	100
113	1795	0	0	0	100	100
115	1953	0	0	0	100	100
116	2412	3	22	1.04	99.09	99.87
117	1535	1	1	0.13	99.93	99.93
118	2275	1	0	0.04	100	99.95
119	1987	1	0	0.05	100	99.94
121	1863	4	7	0.59	99.62	99.78
122	2476	1	1	0.08	99.96	99.96
123	1518	0	0	0	100	100
124	1619	0	0	0	100	100
200	2601	6	3	0.35	99.88	99.76
201	1963	0	10	0.51	99.49	100
205	2656	0	2	0.08	99.92	100
208	2952	4	14	0.6	99.53	99.86
209	3004	3	0	0.1	100	99.90
210	2647	2	8	0.38	99.69	99.92
212	2748	0	0	0	100	100
213	3251	1	2	0.09	99.94	99.97
215	3363	0	1	0.03	99.97	100
217	2208	4	6	0.45	99.73	99.82
219	2154	0	0	0	100	100
220	2048	0	0	0	100	100
221	2427	2	0	0.08	100	99.91
222	2484	101	81	7.33	96.74	95.96
223	2605	1	0	0.04	100	99.96
228	2053	25	5	1.46	99.75	98.79
230	2256	1	0	0.04	99.95	100
231	1571	0	0	0	100	100
232	1780	6	1	0.39	99.94	99.66
233	3079	0	1	0.03	99.96	100
234	2753	0	0	0	100	100
Total	96605	246	196	0.43	99.80	99.75

**TABLEAU III.3 : RÉSULTATS DE LA DÉTECTION PAR L'ALGORITHME DE PAN & TOMPKINS
SUR LA BASE MIT/BIH**



III.6. DÉTECTION DU COMPLEXE QRS EN UTILISANT LES ONDELETTES :

III.6.1. MÉTHODE (DWT_Detection):

La détection du complexe QRS est difficile, non seulement à cause de sa variabilité physiologique, mais également à cause des divers types de bruit qui peuvent être présent dans le signal ECG.

Les sources de bruits déjà cités incluent aussi les ondes T qui ont des caractéristiques haute fréquence semblable aux complexes QRS.

Notre méthode de détection est basée sur le travail de Mallat [Mallat92]. Ce travail décrit la transformée d'ondelette du signal ECG, comme la combinaison de filtre passe bas et passe haut, qui détecte les complexe QRS par la recherche des maximas dans les coefficients d'ondelette.

La transformée de Fourier discrète (TFD) de la transformée d'ondelette est décrite par :

$$\hat{W}_{2^j} f(\omega) = \begin{cases} G(\omega)\hat{s}(\omega) & j = 1 \\ G(2\omega)H(\omega)\hat{s}(\omega) & j = 2 \\ G(2^{j-1}\omega)H(2^{j-2}\omega)\dots\dots\dots H(\omega)\hat{s}(\omega) & j > 2 \end{cases} \quad (III.40)$$

avec $G(\omega)$ et $H(\omega)$ sont les transformée de Fourier des filtres passe bas et passe haut, respectivement, et $\hat{s}(\omega)$ la TFD du signal ECG.

La figure suivante représente la transformée de Fourier des transformées d'ondelette pour les échelles j ($j=1..5$).

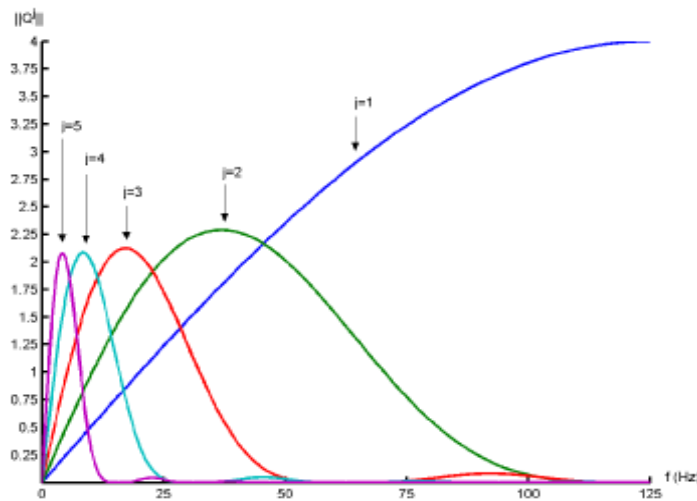


FIG. III.31 – TRANSFORMÉE DE FOURIER DES TRANSFORMÉES D’ONDELETTE POUR LES ÉCHELLES ($j=1..5$)

La réponse amplitude-fréquence de la figure III.31, nous montre que cinq niveaux de résolutions peuvent être retenue pour la détection des caractéristiques du signal ECG, puisque ces cinq niveaux couvrent les gammes de fréquences du signal ECG.



Les complexes QRS sont couverts principalement par les échelles $j=2,3$ et 4. Précieusement les complexes QRS sont mieux identifiés dans la bande de fréquence du 4^{ème} détail ($j=4$). C'est ce détail qui va être exploité pour la détection des complexes QRS, puisqu'il est le moins affecté par le bruit de haute fréquence [Kanzmann02].

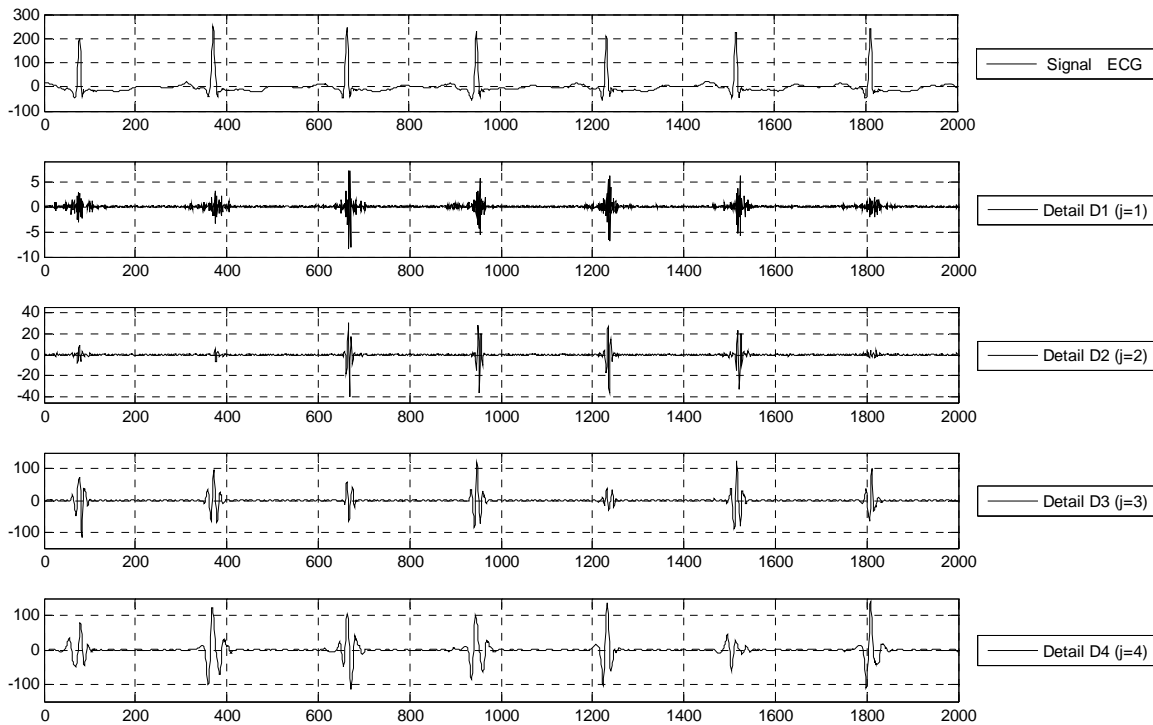


FIG. III.32 – EXEMPLE D'UN SIGNAL ECG ET CES DÉTAILS.

Pour la détection du complexe QRS, on commence par la détection du pic R, pour cela on fixe un seuil (Th) puis on cherche les maxima du détail choisi (ici le 4^{ème} détail) qui dépassent le seuil fixé. Si on détecte deux pics R dans un laps de temps inférieur à 200 ms, c'est qu'on a une fausse détection. Donc, il faut éliminer l'un d'eux. Celui qui a l'amplitude le plus faible sera éliminé.

Le seuil est donnée par :

$$Th = \alpha \cdot \max(D4(n)) \quad (\text{III.41})$$

avec $0.1 < \alpha < 0.3$ et $D4(n)$ désigne le 4^{ème} détail.

Une fois le pic R est détecté, on passe à la détection du début et de la fin du complexe QRS. Alors, et toujours par le biais du 4^{ème} détail, le début du complexe QRS est donné par le premier pic négatif qui précède le pic R, pour ce qui est de la fin du QRS, il est donné par le premier pic négatif qui suit le pic R [Novák00].

Bien sur, tout cela ne peut aboutir à rien si on ne choisi pas convenablement l'ondelette mère, (voir section III.2.3).



Compte tenu que l'ondelette 'db4' a donnée les meilleurs résultats de filtrage du signal ECG. Elle sera utilisée aussi pour la détection du complexe QRS.

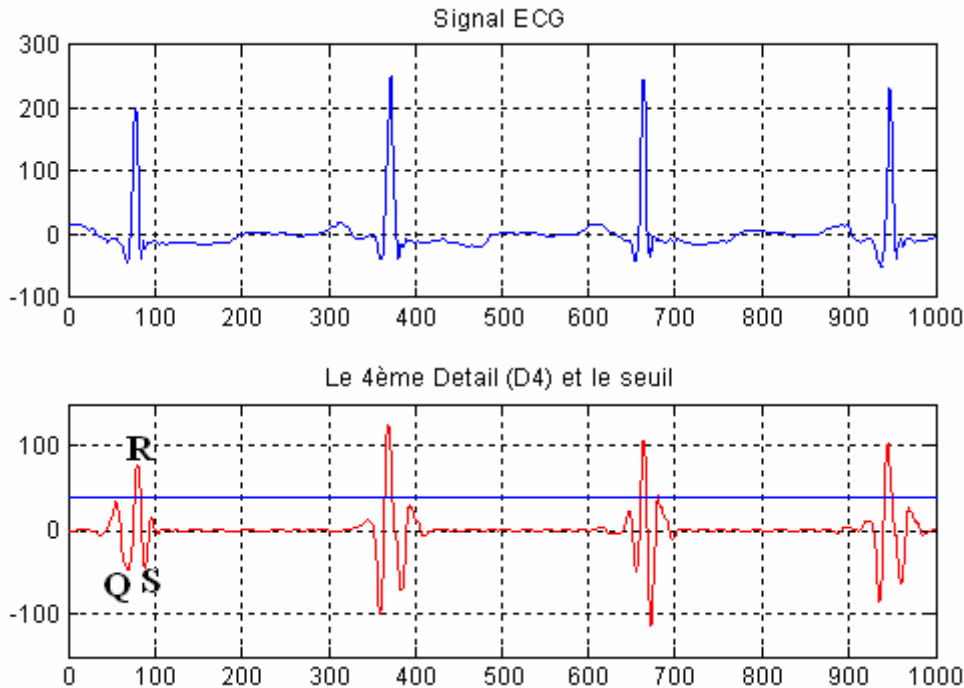


FIG. III.33 – LA RELATION ENTRE LE SIGNAL ECG ET SON 4^{ÈME} DÉTAIL.

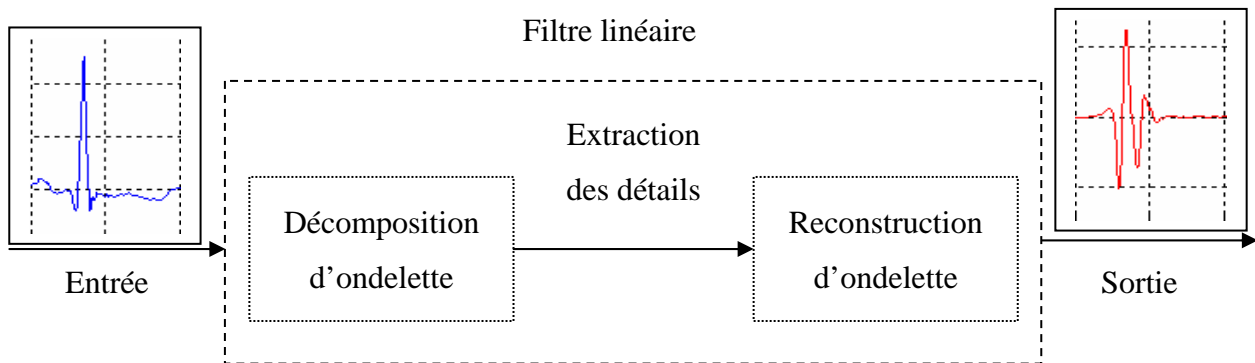


FIG. III.34 – ALGORITHME DE DÉTECTION COMME UN FILTRE LINÉAIRE.

Nous pouvons considérer l'algorithme de détection du complexe QRS comme étant un filtre linéaire. L'entrée du filtre est le signal ECG et la sortie est le 4^{ème} détail. Puisque la technique utilisée est celle de l'analyse multirésolution qui utilise la transformée d'ondelette discrète (voir chapitre II), les opérations de décomposition et de reconstructions du signal sont linéaires, et ainsi l'algorithme peut être décrit comme un filtre linéaire traitant le signal ECG [Novák00].



Les figures III.35, III.36, III.37, III.38, III.39, III.40, III.41 et III.42, illustrent les résultats de détection par notre méthode pour un ensemble de signaux de la base de données MIT/BIH présentant différents cas du complexe QRS à savoir le cas normal, le cas des ondes T amples, le cas des contractions ventriculaire prématuré, le cas des contractions atriale prématuré, ainsi que le cas d'une chute brusque de l'amplitude du complexe QRS.

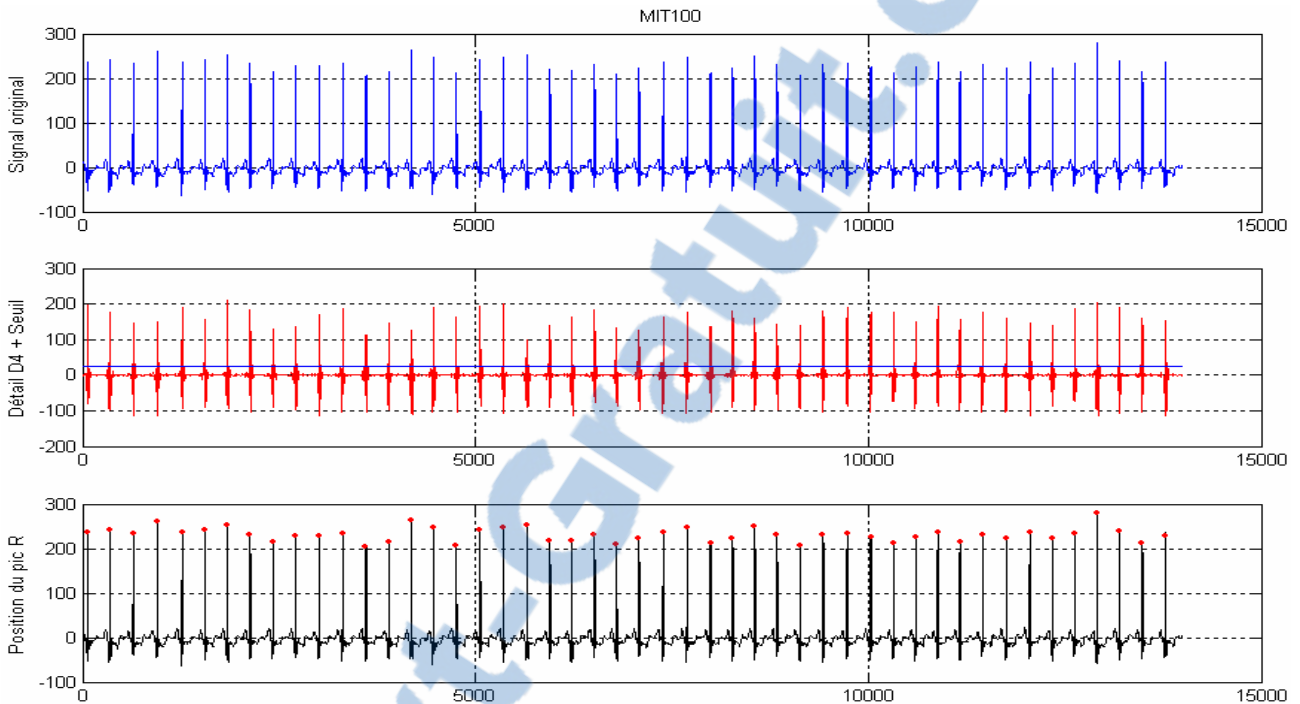


FIG. III.35 – DÉTECTION DU COMPLEXE QRS, CAS NORMAL.

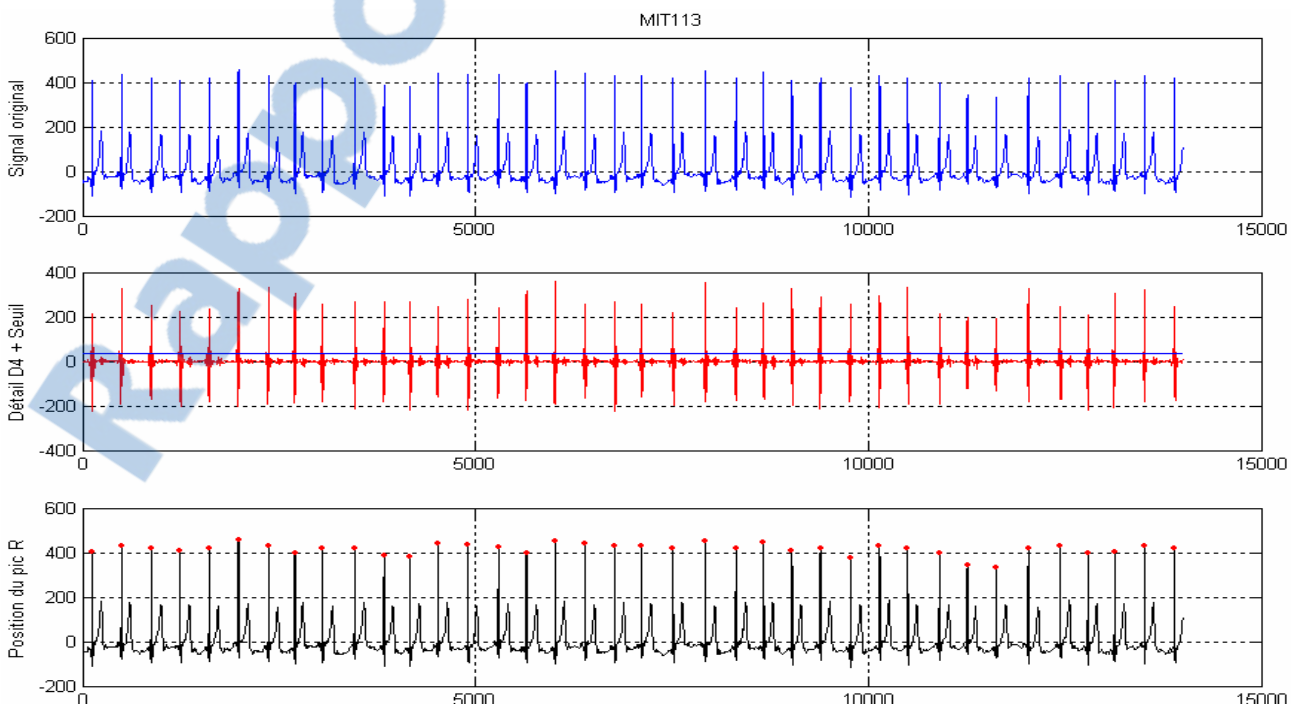


FIG. III.36 – DÉTECTION DU COMPLEXE QRS, (CAS DES ONDES T GRANDE).

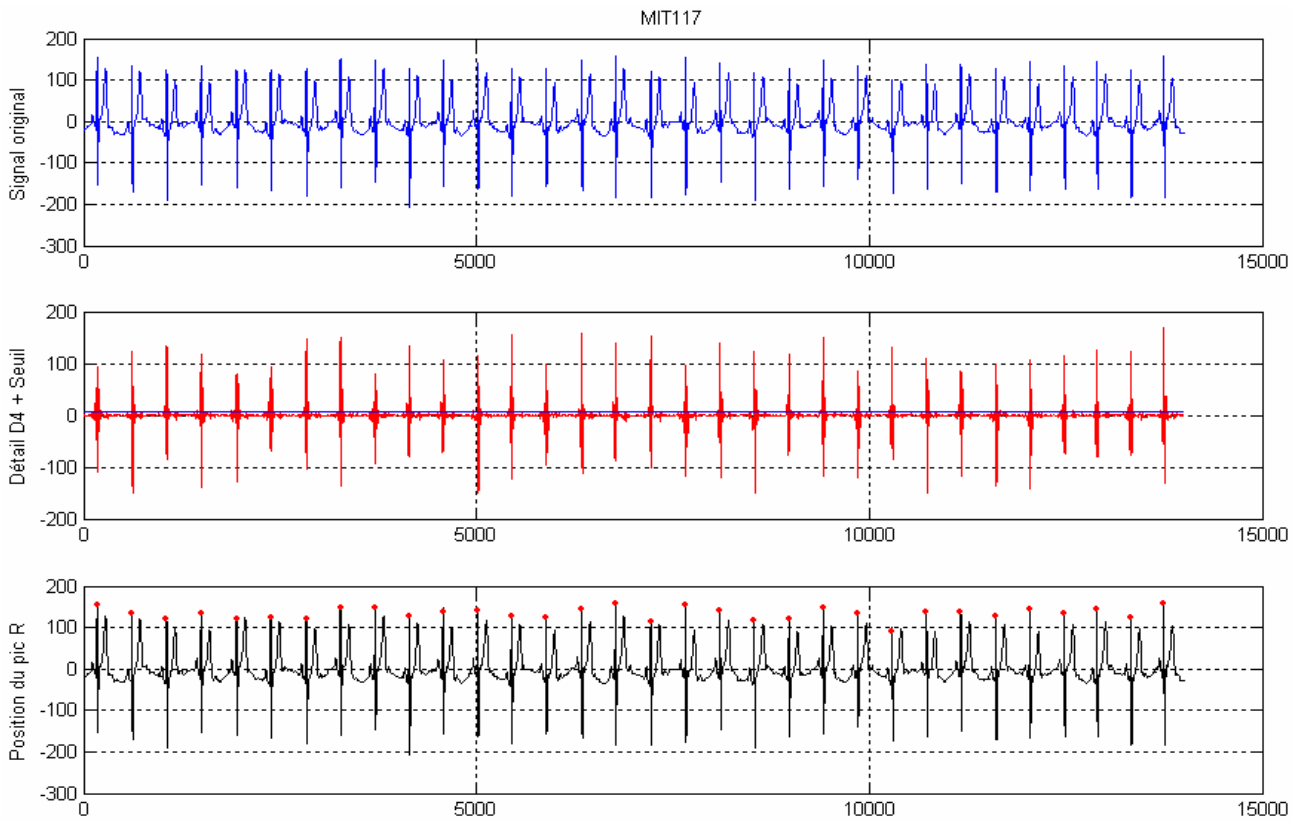


FIG. III.37 – DÉTECTION DU COMPLEXE QRS, (CAS DES ONDES T GRANDE).

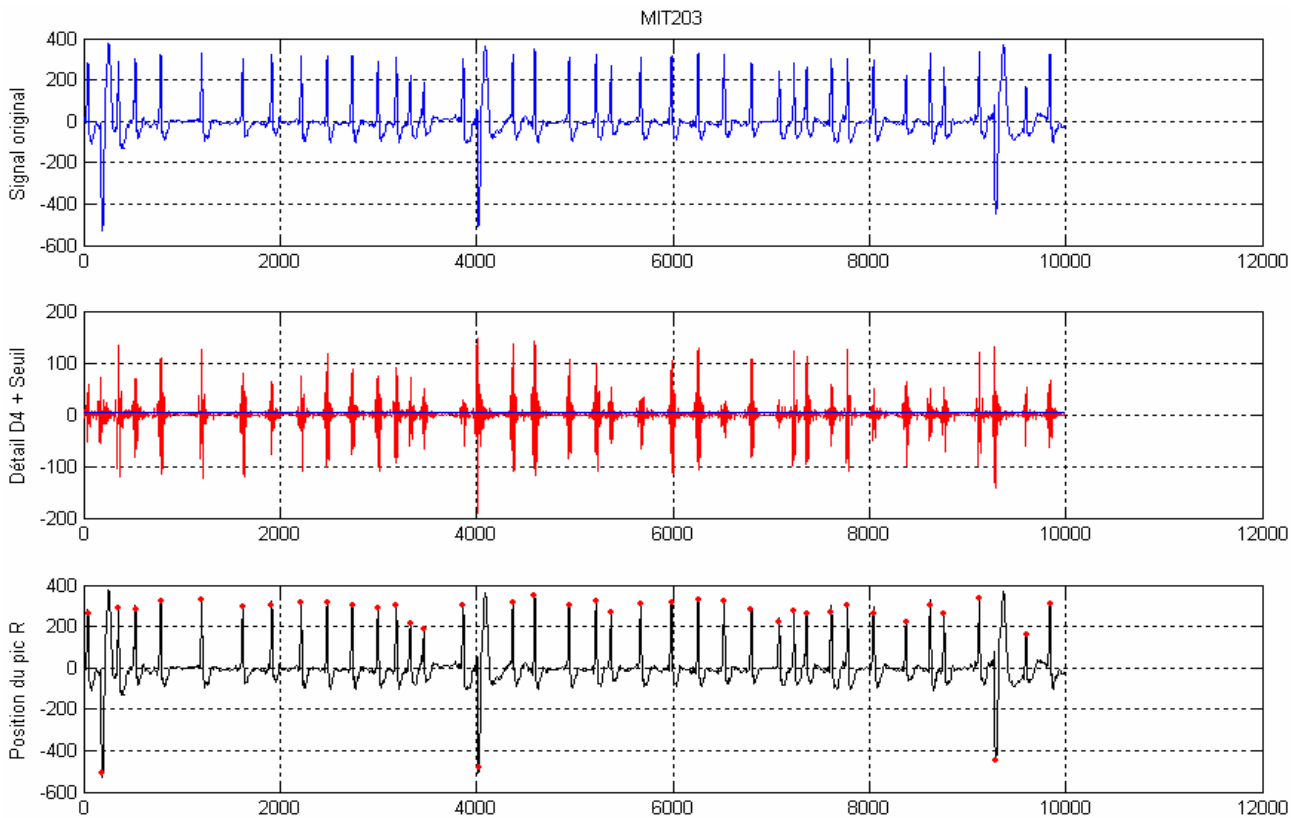


FIG. III.38 – DÉTECTION DU COMPLEXE QRS, (CAS DES CONTRACTIONS VENTRICULAIRE PRÉMATURÉ).

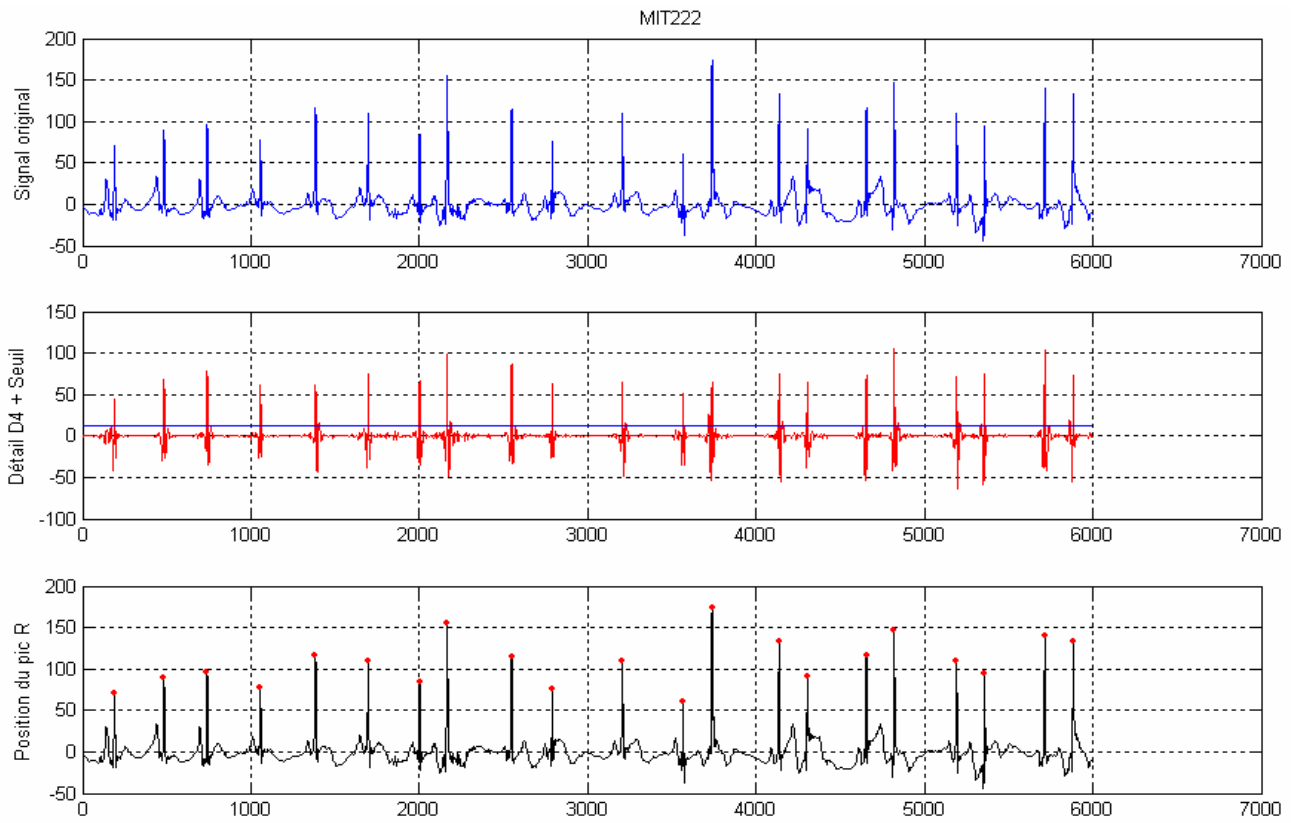


FIG. III.39 – DÉTECTION DU COMPLEXE QRS, (CAS DES CONTRACTIONS ATRIALE PRÉMATURÉ).

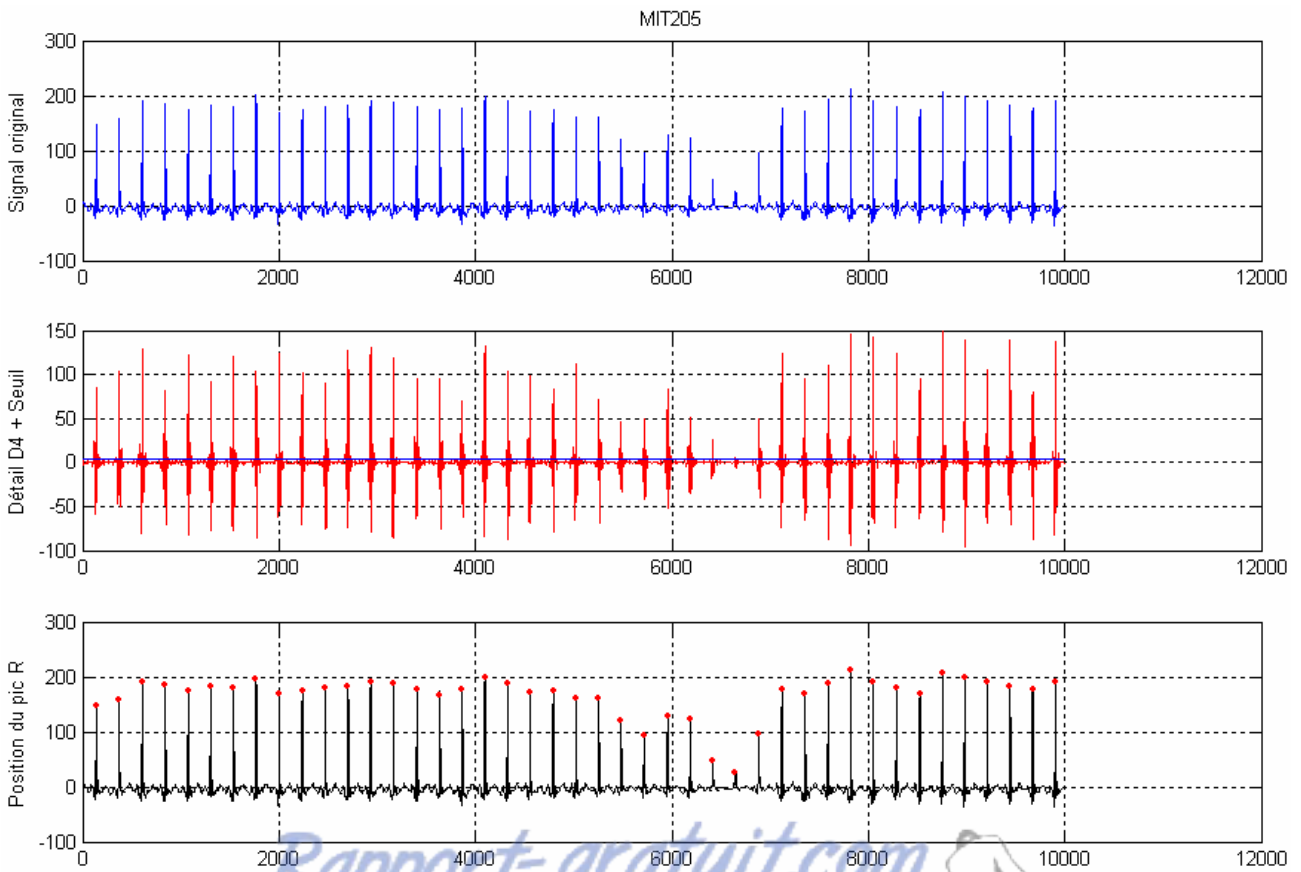


FIG. III.40 – DÉTECTION DU COMPLEXE QRS, (CAS DE CHUTE BRUSQUE D'AMPLITUDE).

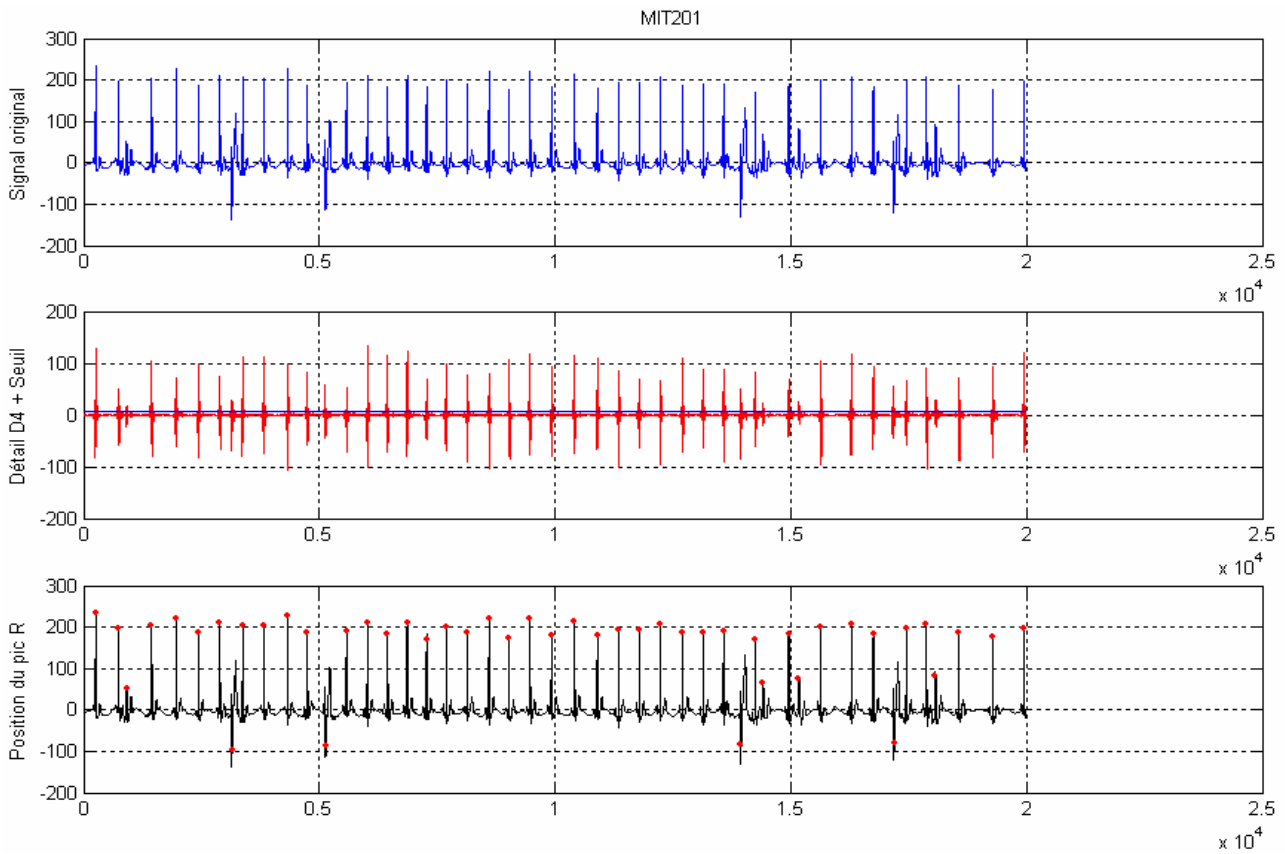


FIG. III.41 – DÉTECTION DU COMPLEXE QRS, (CAS DE CHUTE D'AMPLITUDE).

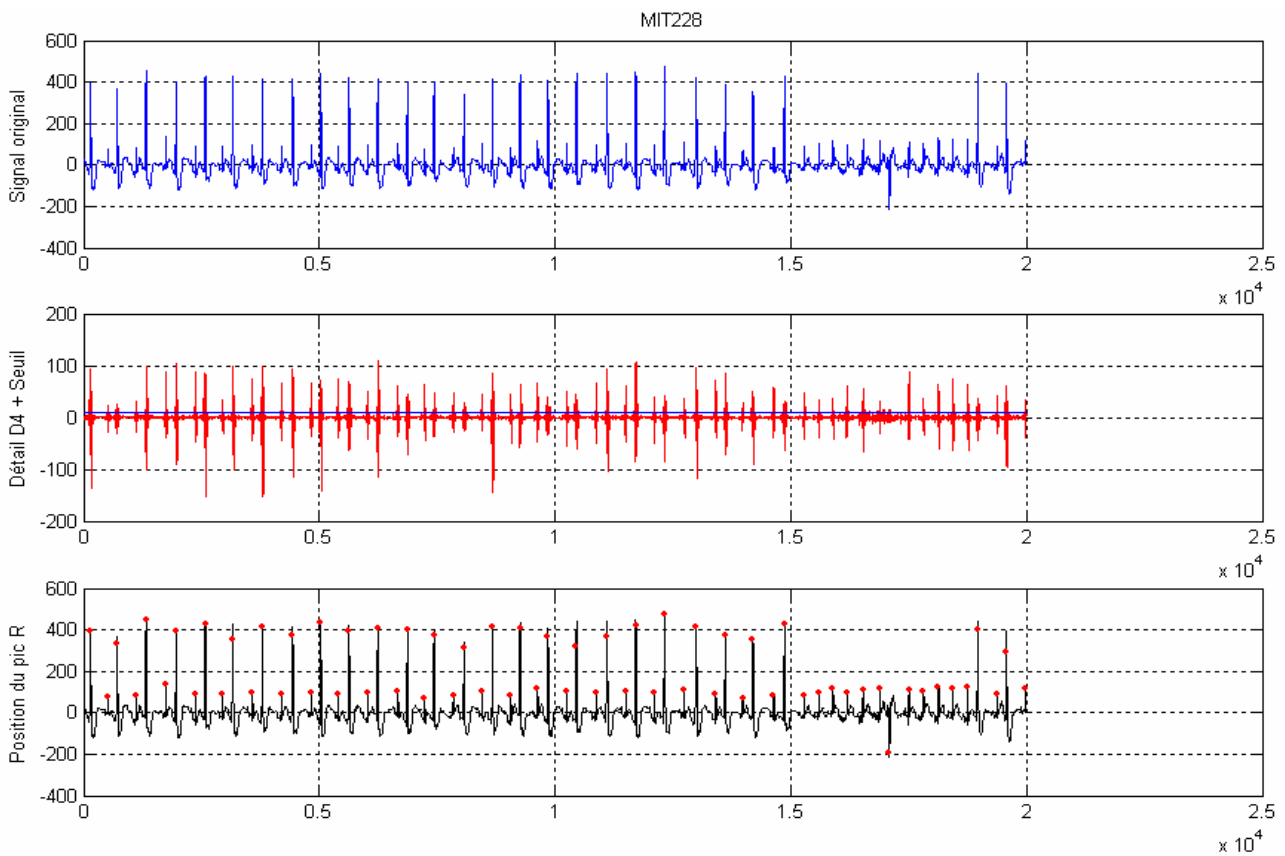


FIG. III.42 – DÉTECTION DU COMPLEXE QRS, (CAS DE CHUTE D'AMPLITUDE).



III.6.2. ÉVALUATION

En se basant sur les lois statistiques déjà cité (section III.5.3), les résultats de cette méthode de détection sont résumés sur le tableau ci-dessous :

Enregistrement	Nbt	FP	FN	ED (%)	SE (%)	P+ (%)
100	2273	0	0	0	100	100
101	1865	3	4	0.37	99.78	99.84
102	2187	0	0	0	100	100
103	2084	0	0	0	100	100
104	2229	0	0	0	100	100
105	2572	30	21	1.85	99.17	98.82
106	2027	10	6	0.79	99.70	99.50
107	2137	0	0	0	100	100
109	2532	0	0	0	100	100
111	2124	1	1	0.094	99.95	99.95
112	2539	0	0	0	100	100
113	1795	0	0	0	100	100
115	1953	0	0	0	100	100
116	2412	4	21	1.036	99.13	99.83
117	1535	0	0	0	100	100
118	2275	1	1	0.88	99.96	99.96
119	1987	0	0	0	100	100
121	1863	6	5	0.59	99.73	99.67
122	2476	0	0	0	100	100
123	1518	0	0	0	100	100
124	1619	0	0	0	100	100
200	2601	1	1	0.077	99.96	99.96
201	1963	5	5	0.51	99.74	99.74
205	2656	0	2	0.08	99.92	100
208	2952	5	9	0.47	99.69	99.83
209	3004	0	0	0	100	100
210	2647	8	9	0.64	99.66	99.70
212	2748	0	0	0	100	100
213	3251	0	0	0	100	100
215	3363	1	3	0.12	99.91	99.97
217	2208	5	1	0.27	99.95	99.77
219	2154	0	0	0	100	100
220	2048	0	0	0	100	100
221	2427	2	0	0.08	100	99.91
222	2484	3	13	0.64	99.47	99.88
223	2605	0	0	0	100	100
228	2053	16	11	1.32	99.46	99.22
230	2256	0	0	0	100	100
231	1571	0	0	0	100	100
232	1780	3	1	0.22	99.94	99.83
233	3079	1	1	0.065	99.97	99.97
234	2753	0	0	0	100	100
Total	96605	105	115	0.24	99.88	99.89

TABEAU III.4 : RÉSULTATS DE LA DÉTECTION PAR DWT_Detection SUR LA BASE MIT/BIH



III.6.3. ÉTUDE COMPARATIVE

Une étude des résultats illustrés sur le Tableau III.3 et le Tableau III.2, nous conduit à conclure que notre méthode de détection (DWT_Detection) a donné de meilleurs résultats (SE=99.88 %, P+=99.89 %, ED=0.24 %) comparativement à ceux de la méthode de Pan & Tompkins (SE=99.80 %, P+=99.75 %, ED=0.43 %).

Notre méthode est aussi comparée à une autre approche proposée par Afonso et al [Afonso99]. Cette méthode est basée sur une structure en banc de filtre (FB), il faut décomposer d'abord le signal ECG en sous bande avec une bande passante uniforme, puis appliqué une fenêtre mobile (avec un intégrateur), puis la détection du complexe QRS.

Les résultats de détection par cette méthode (FB) sont représentés sur le tableau III.5 ci-dessous.

Comme ce la est illustré sur ce tableau, les résultats obtenus par notre méthode sont meilleurs aussi.

Cette étude comparative entre notre méthode et les méthodes de “Pan & Tampkins” et “Afonso & al”, est illustrée par des histogrammes représentant respectivement en figure III.43 et III.44, les variations des lois statistiques et les variations de l'erreur de détection pour chaque méthode.



Enregistrement	Nbt	FP	FN	ED (%)	SE (%)	P+ (%)
100	1901	0	1	0,052	99,94	100
101	1523	2	0	0,13	100	99,86
102	1820	1	1	0,10	99,94	99,94
103	1728	0	1	0,057	99,94	100
104	1849	21	8	1,56	99,56	98,86
105	2139	53	16	3,22	99,24	97,52
106	1682	3	14	1,01	99,17	99,82
107	1783	8	1	0,50	99,94	99,55
109	2088	3	11	0,67	99,47	99,85
111	1773	0	3	0,16	99,83	100
112	2111	6	0	0,28	100	99,71
113	1505	4	1	0,33	99,93	99,73
115	1636	0	1	0,061	99,94	100
116	1994	3	23	1,30	98,85	99,84
117	1283	1	1	0,15	99,92	99,92
118	1916	17	0	0,88	100	99,11
119	1661	1	0	0,060	100	99,93
121	1557	5	3	0,51	99,80	99,67
122	2054	0	0	0	100	100
123	1269	0	0	0	100	100
124	1366	1	1	0,14	99,92	99,92
200	2165	17	3	0,92	99,86	99,21
201	1514	4	7	0,72	99,54	99,73
205	2196	0	5	0,22	99,77	100
208	2394	8	43	2,13	98,22	99,66
209	2517	4	1	0,19	99,96	99,84
210	2155	3	49	2,41	97,77	99,86
212	2284	1	1	0,087	99,95	99,95
213	2695	0	5	0,18	99,81	100
215	2792	0	3	0,10	99,89	100
217	1840	3	3	0,43	99,73	99,84
219	1773	0	0	0	100	100
220	1694	0	0	0	100	100
221	2015	0	5	0,24	99,75	100
222	2112	4	4	0,37	99,81	99,81
223	2186	2	13	0,68	99,40	99,91
228	1697	32	6	2,23	99,64	98,11
230	1859	2	0	0,10	100	99,89
231	1278	0	0	0	100	100
232	1485	10	0	0,67	100	99,32
233	2554	1	7	0,31	99,72	99,96
234	2290	0	1	0,043	99,95	100
Total	80133	220	240	0,55	99,71	99,72

TABLEAU III.5 : RÉSULTATS DE LA DÉTECTION PAR L'ALGORITHME FB SUR LA BASE MIT/BIH.

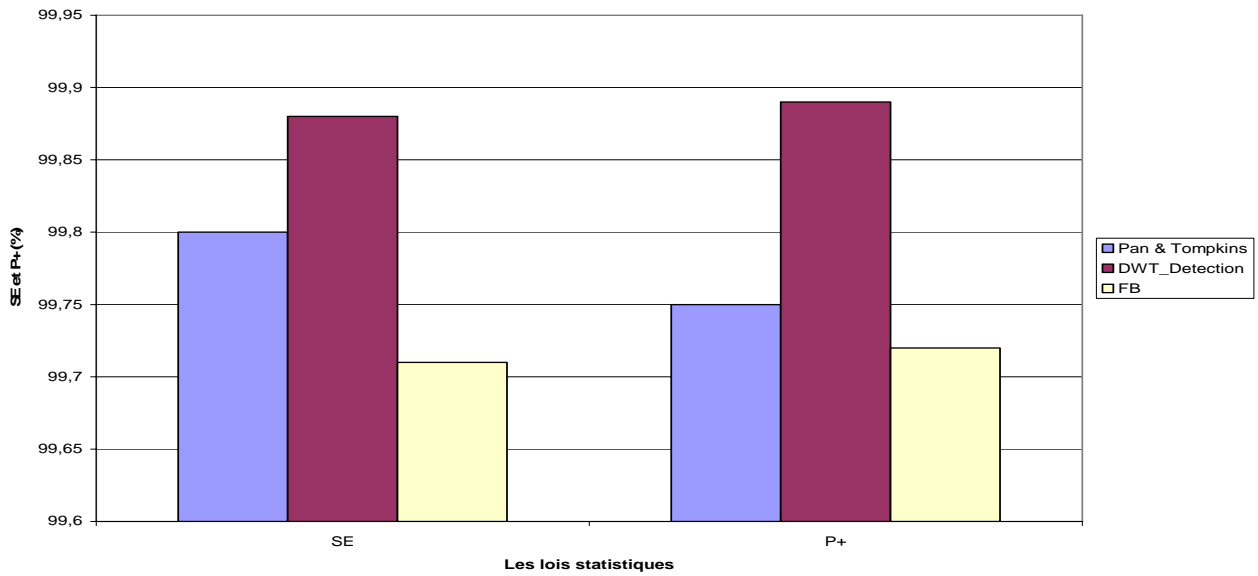


FIG. III.43 – VARIATIONS DES LOIS STATISTIQUES POUR LES TROIS ALGORITHMES DE DÉTECTION.

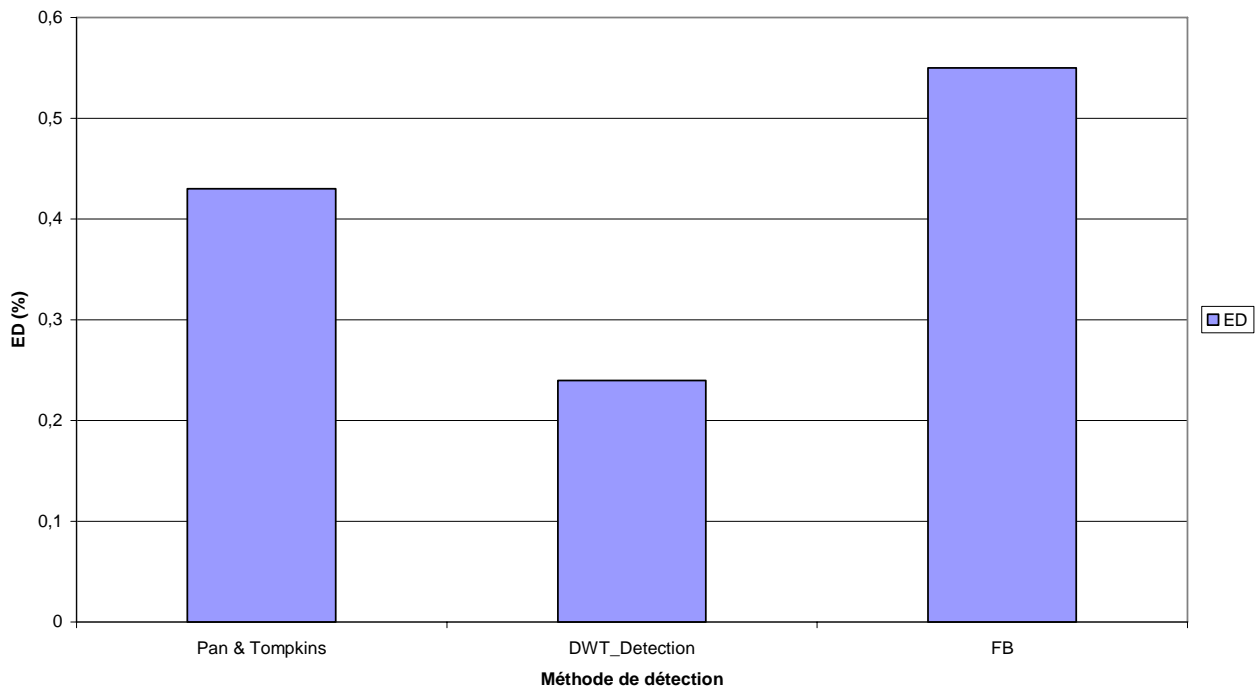
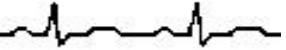


FIG. III.44 – VARIATIONS DE L'ERREUR DE DÉTECTION POUR LES TROIS ALGORITHMES DE DÉTECTION.

Comme cela est illustré sur ces histogrammes, la méthode que nous avons proposé représente les meilleures taux de *SE* et de *P+*, avec un taux d'erreur le plus faible.



III.7. CONCLUSION :

Dans la première partie de ce chapitre, on a implémenté la théorie de l'analyse multirésolution basé sur la transformée en ondelettes discrète pour le filtrage du signal ECG.

On a démontré qu'en décomposant le signal ECG bruité jusqu'à un niveau de décomposition convenablement choisi, avec une ondelette approprié (on a présenté le choix de l'ondelette) et en reconstruisant le signal après avoir appliqué un seuillage doux aux coefficients des détails, il était possible de restituer le signal ECG avec un très bon rapport signal/bruit.

Les résultats obtenus par l'application de cette approche sur l'ensemble de signaux de la base de donnée MIT/BIH ont montré la performance de l'analyse multirésolution par ondelettes dans le filtrage du signal ECG.

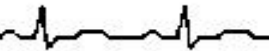
La deuxième partie a été consacrée à la détection du complexe QRS. Après avoir passer en revues les différentes méthodes existantes dans la littérature, on a implémenté notre méthode de détection (DWT_Detection).

Cette méthode a donné le meilleur taux de détection comparativement aux résultats de Pan & Tompkins et ceux de la méthode par bancs de filtre proposée par Afonso et al.

**C
H
A
P
I
T
R
E**

IV

**Etude de la corrélation
entre le rythme cardiaque
RR et l'intervalle QT**



IV.1. INTRODUCTION

L'intervalle QT de l'électrocardiogramme (ECG) représente la durée de la dépolarisation et la repolarisation ventriculaire. La prolongation de l'intervalle QT, un symptôme électrocardiographique de la repolarisation ventriculaire prolongée est un facteur de risque clinique connu pour le développement des arythmies ventriculaires graves, représentant un danger pour la vie, y compris les torsades de pointes [Batey03].

La variation de la durée de l'intervalle QT est d'une importance clinique majeure pour le suivi d'un certain nombre de pathologies. La durée de l'intervalle QT varie en fonction de la fréquence cardiaque, de l'âge et du sexe.

Une étude et une quantification de la corrélation entre le rythme cardiaque (RR) et l'intervalle QT pour différents cas pathologiques et cas normaux, s'avèrent comme outil pour éventuellement trouver une signature qui permettra de séparer les cas normaux des cas pathologiques et les cas pathologiques entre eux.

Dans ce chapitre on s'intéressera à cette étude. Les cas pathologiques visés sont les APC (Contraction Auriculaire Prématuro) et les PVC (Contraction Ventriculaire Prématuro) compte tenu de leur disponibilité dans la banque de donnée MIT/BIH.

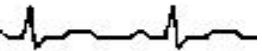
IV.2. MESURE DE L'INTERVALLE QT

Il s'agit de la distance entre le début du complexe et la fin de l'onde T, englobant la dépolarisation et repolarisation ventriculaires. Dans les 12 dérivation, l'intervalle QT global est défini comme la distance allant du début le plus précoce du QRS à la fin la plus tardive de l'onde T. Cet intervalle QT, cependant, n'est pas nécessairement un reflet fidèle du temps global de repolarisation ventriculaire : certaines régions du ventricule peuvent être complètement repolarisées avant la fin du QT tandis que d'autres ne termineront leur repolarisation qu'après la fin du QT. Il en est de même de la dynamique de l'intervalle QT, qui dépend entre autres du système nerveux autonome, appréciée sur un enregistrement continu de 24h (le Holter).

Dans le chapitre précédent, on a étudié la détection du complexe QRS ce qui fait que le début du complexe QRS est connu, il nous reste qu'à détecter la fin de l'onde T.

IV.2.1. DÉTECTION DE LA FIN DE L'ONDE T

Dans un enregistrement ECG, les composantes significatives de fréquence pour le complexe QRS est dans la bande de fréquence [3 Hz, 15 Hz], pour les ondes P et T dans la bande [0.5 Hz, 10 Hz] [Thakor84].



Pour la détection du complexe QRS on a choisi le 4^{ème} détail, le tableau suivant [Dai98] confirme notre choix.

Niveau <i>j</i>	Bande de fréquence	Utilisation
1	36 – 117	Filtrage
2	16.8 – 54.9	
3	8.22 – 27.1	Extraction Du complexe QRS De l'onde P De l'onde T
4	4.09 – 13.5	
5	2.04 – 6.73	
6	1.02 – 3.39	
7	0.51 – 1.69	
8	0.26 – 0.85	Estimation de la variation de la ligne de base
9	0.13 – 0.42	
10	0.06 – 0.21	

TABLEAU IV.1 : BANDE DE FRÉQUENCE ET UTILISATION POUR CHAQUE NIVEAU DE DÉCOMPOSITION EN ONDELETTE.

Pour ce qui est de la détection de la fin de l'onde T on a choisi le niveau six ce qui correspond au sixième détail (D6). Au niveau de ce détail l'onde T crée une paire de maximum de signe différent, dans une fenêtre de temps après la détection de l'onde R. La fin de l'onde T correspond au passage par zéro entre les deux maximums [Li95]. Le niveau de détail utilisé est choisi de manière empirique.

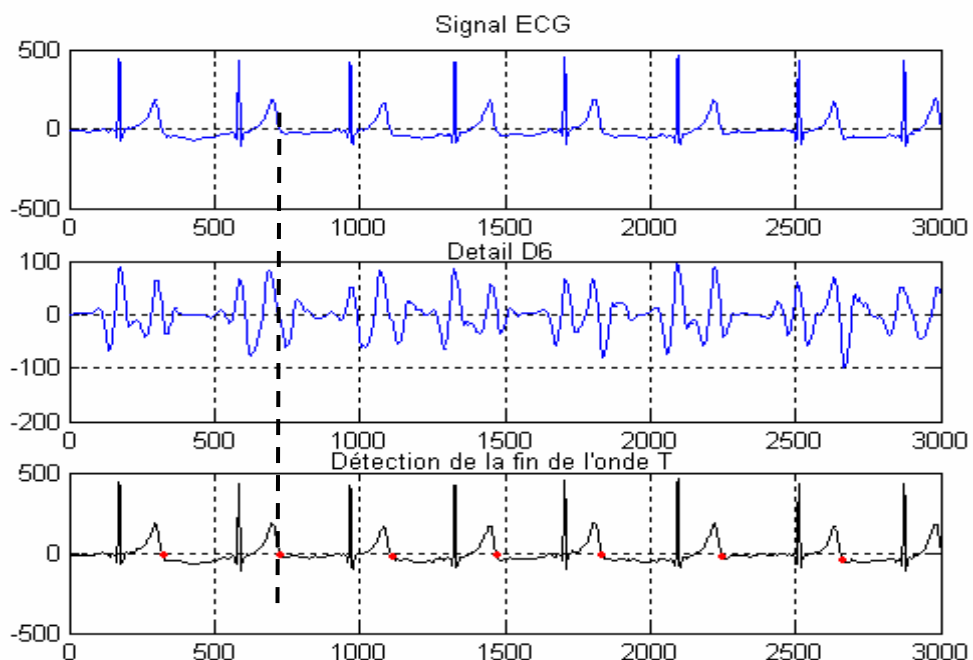
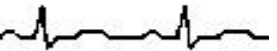


FIG. IV.1 – DÉTECTION DE LA FIN DE L'ONDE T.



On a implémenté cette méthode pour la détection de la fin de l'onde T sous l'environnement 'Matlab 6.5', les figures IV.2, IV.3, IV.4, IV.5, IV.6, IV.7, IV.8, IV.9 et IV.10 illustrent les résultats de détection de la fin de l'onde T ainsi que le début du complexe QRS sur un ensemble d'enregistrement de la base de donnée MIT/BIH.

Une analyse qualitative de ces figures, montre l'efficacité des ondelettes pour la détection des différentes ondes du signal ECG.

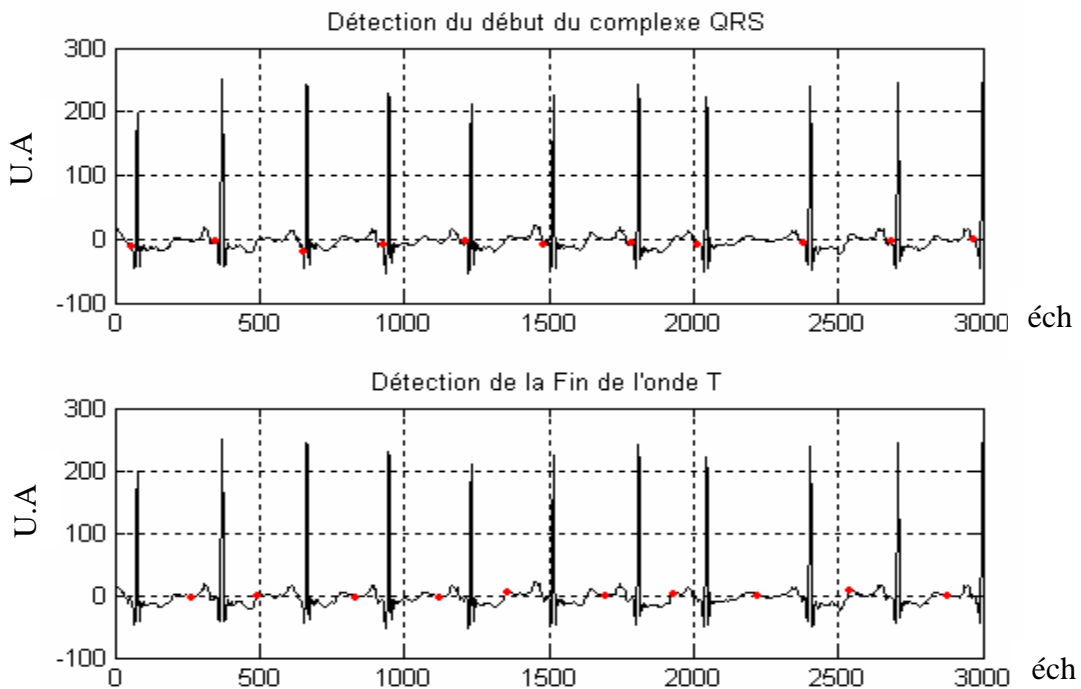


FIG. IV.2 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT100).

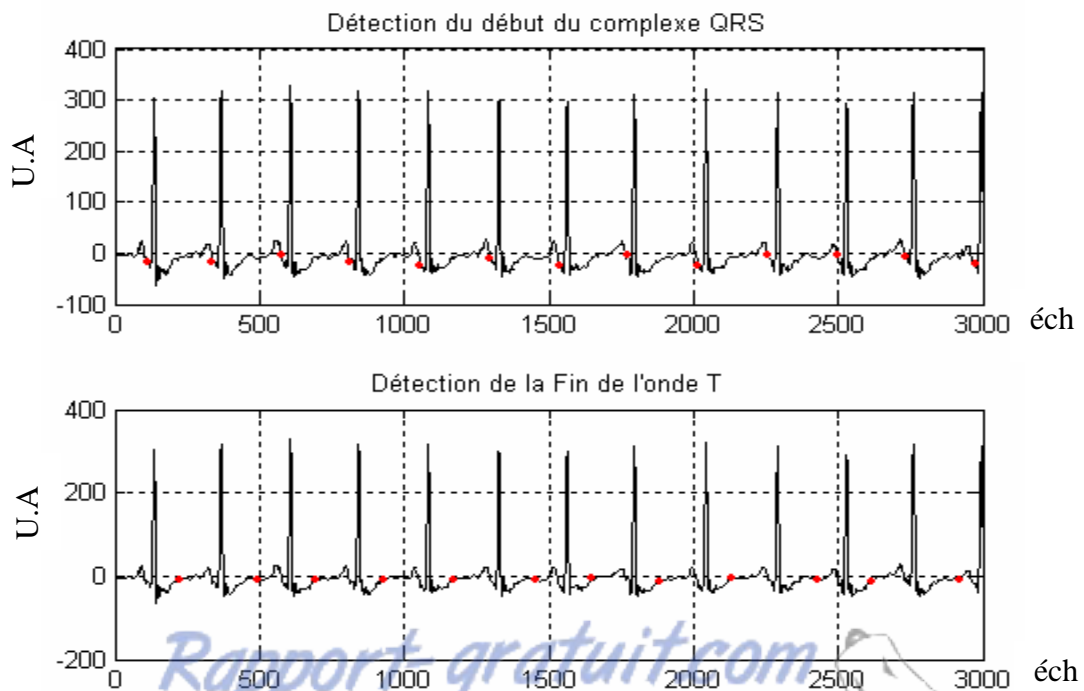


FIG. IV.3 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT234).

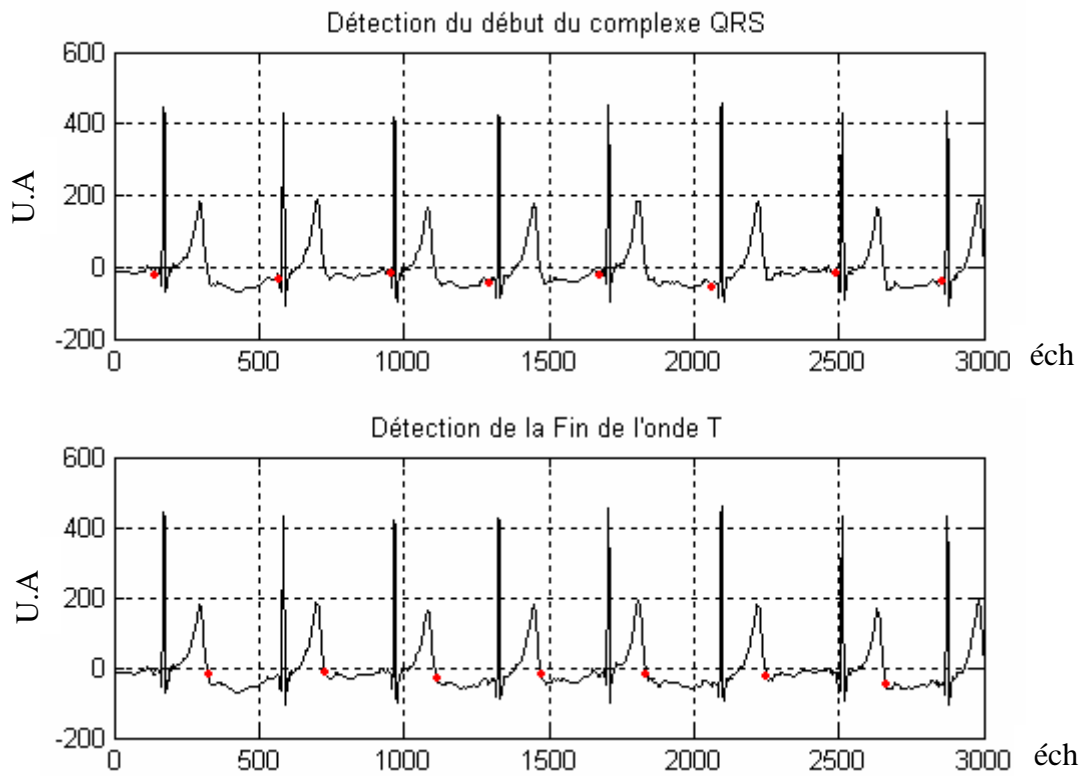
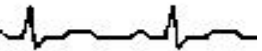


FIG. IV.4 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT113).

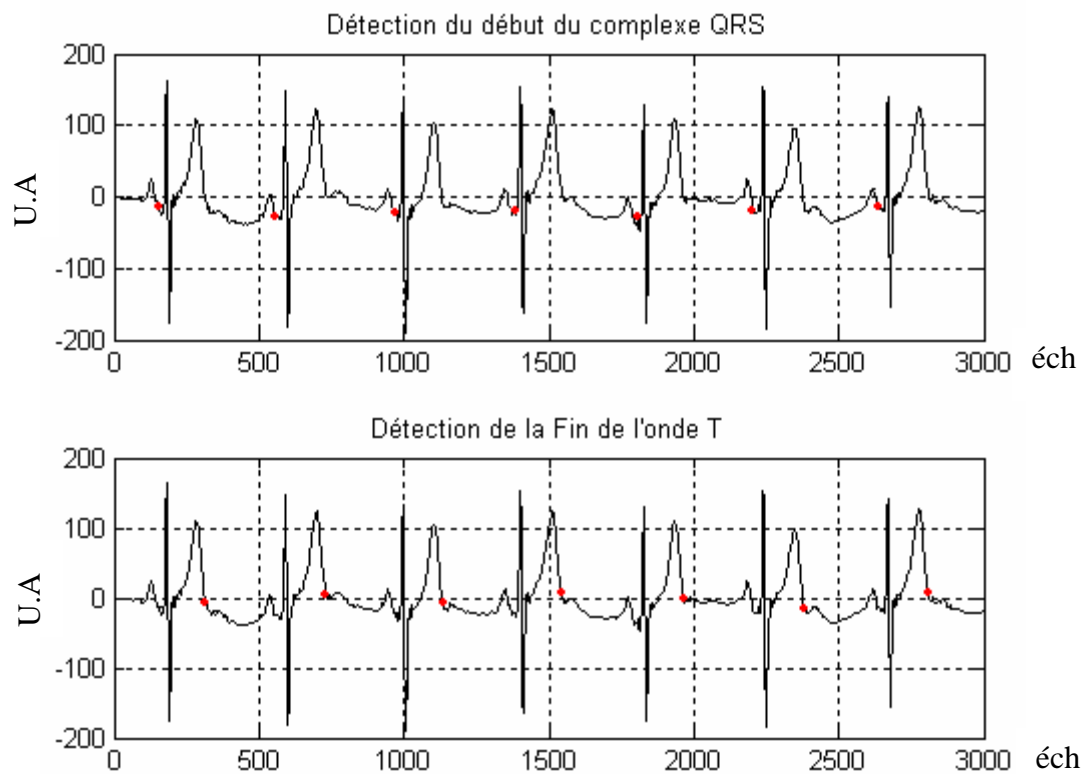


FIG. IV.5 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT117).

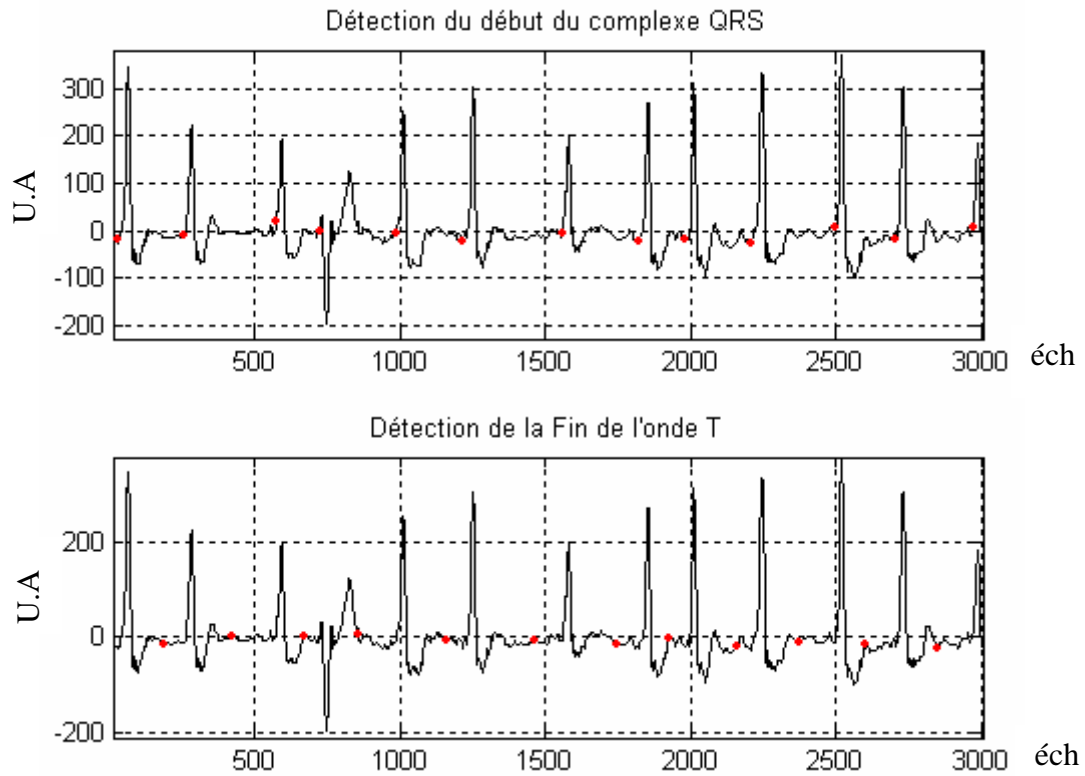
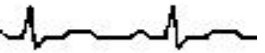


FIG. IV.6 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT203).

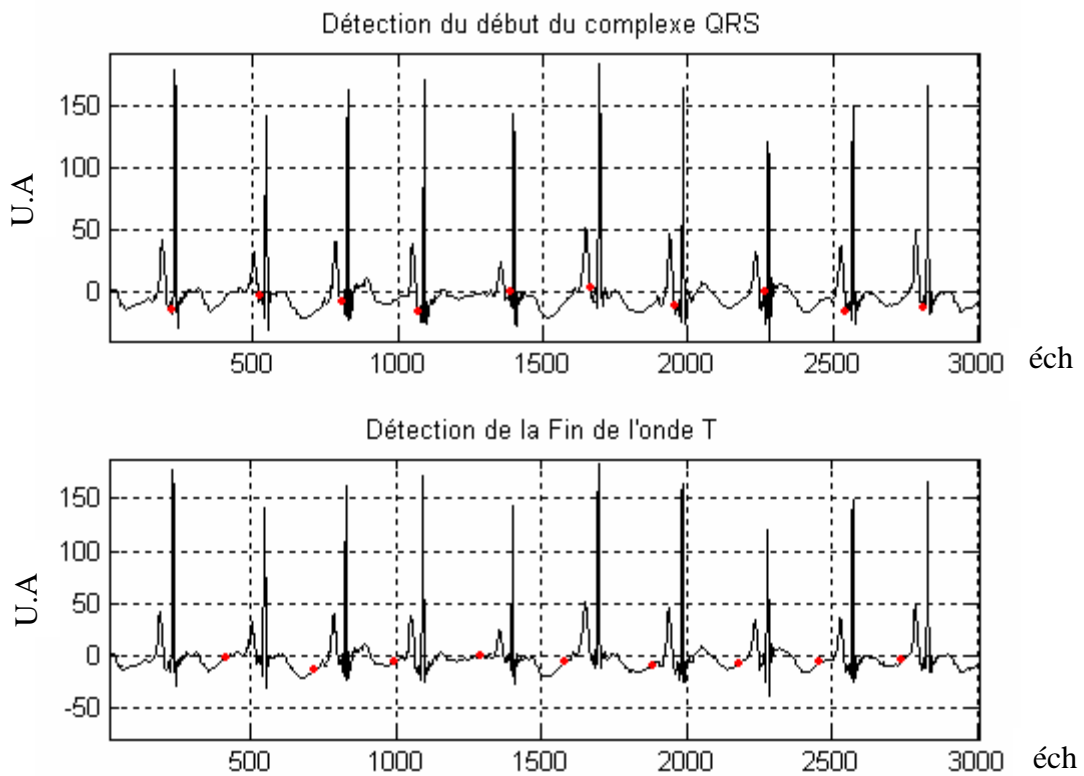


FIG. IV.7 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT222).

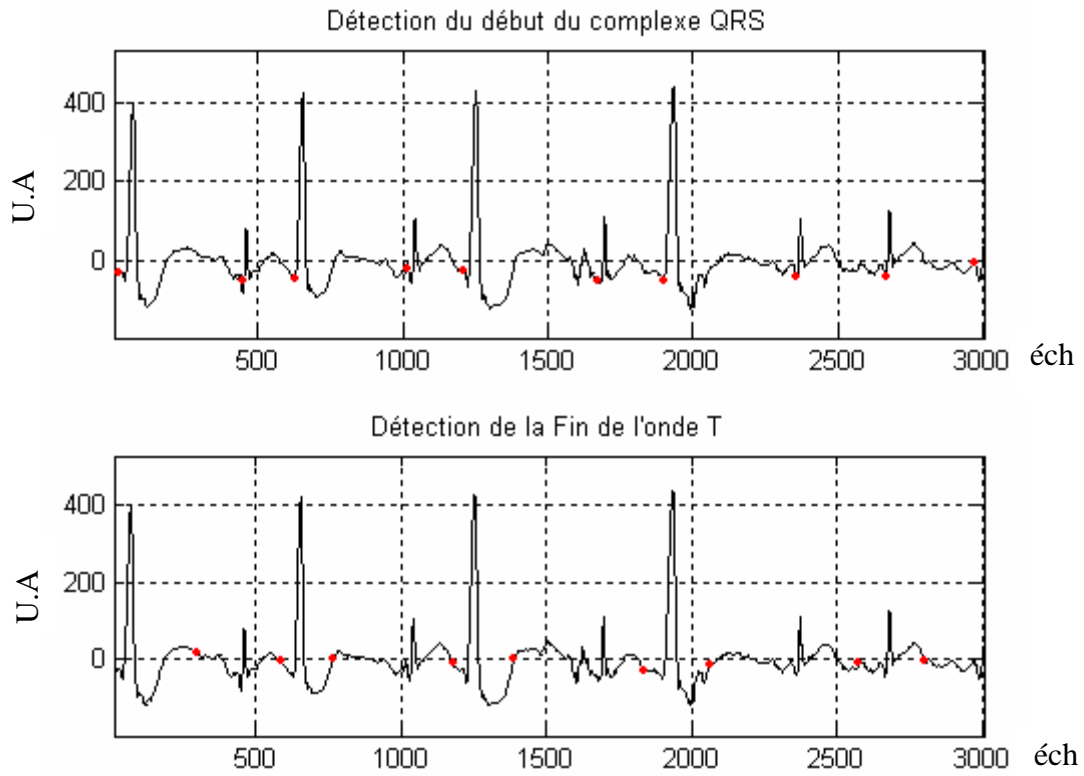
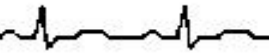


FIG. IV.8 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT228).

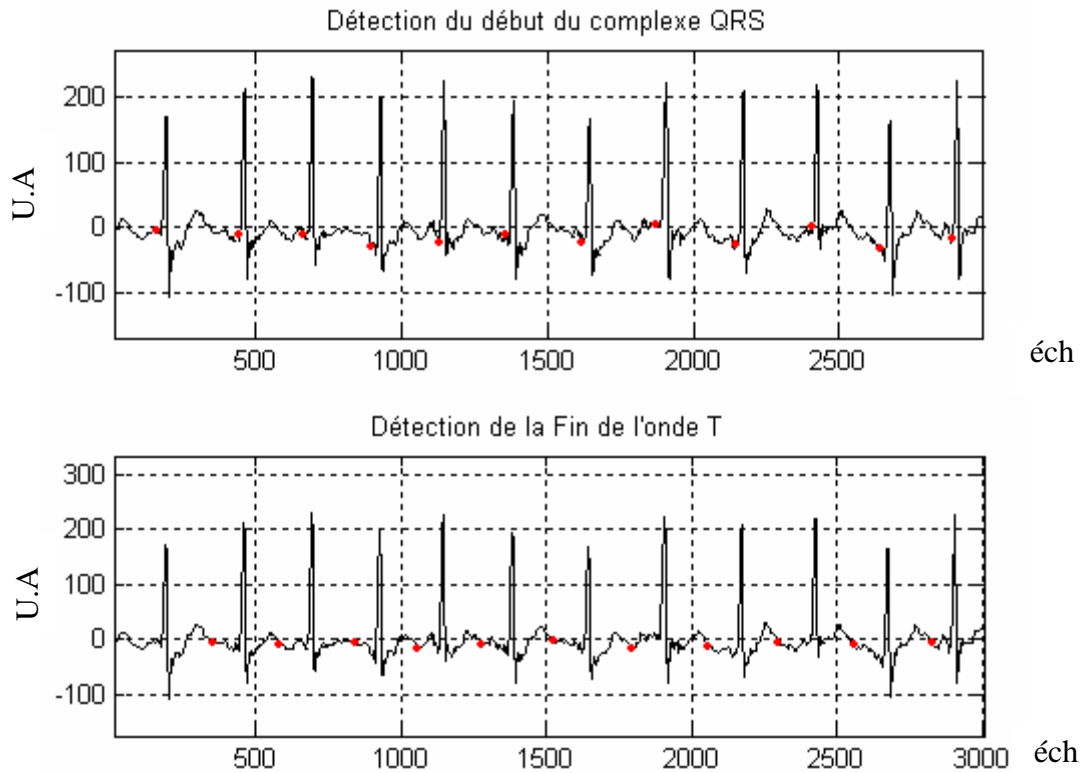


FIG. IV.9 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT200).

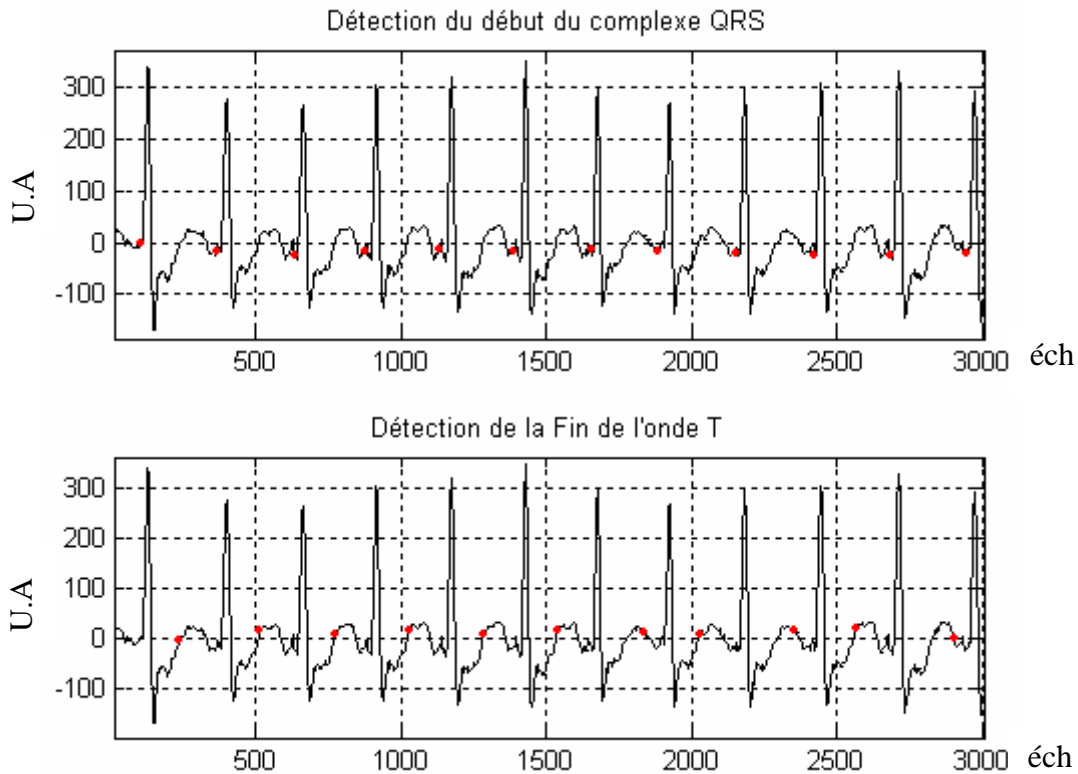
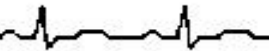


FIG. IV.10 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT109).

Une fois le début du complexe QRS et la fin de l'onde T détectés, nous pouvons déterminer la durée de l'intervalle QT définie par la différence entre la fin de l'onde T et le début du complexe QRS.

IV.2.2. ÉTUDE DE LA CORRÉLATION ENTRE LE RYTHME CARDIAQUE RR ET L'INTERVALLE QT

La corrélation est une opération mathématique qui ressemble étroitement à la convolution. L'objectif en calculant la corrélation entre deux signaux est de mesurer le degré de ressemblance existant entre les deux signaux et d'extraire ainsi de l'information qui dépend largement de l'application en étude.

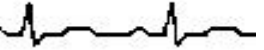
IV.2.2.1. DÉFINITION DE LA CORRÉLATION [Proaks96]

L'inter-corrélation entre deux signaux $x(n)$ et $y(n)$ est la séquence $r_{xy}(l)$, définie par

$$r_{xy}(l) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(n)y(n-l) \quad l = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \quad (IV.1)$$

Ou de façon équivalente

$$r_{xy}(l) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(n+l)y(n) \quad l = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \quad (IV.2)$$



L'indice l est le paramètre de retard, et l'indice inférieur xy dans la séquence d'inter-corrélation $r_{xy}(l)$ indique l'ordre de corrélation.

Dans le cas spécial ou $y(n) = x(n)$, nous allons avoir l'auto-corrélation de $x(n)$ définie comme suit

$$r_{xx}(l) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(n)x(n-l) \quad (IV.3)$$

ou de façon équivalente

$$r_{xx}(l) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(n+l)x(n) \quad (IV.4)$$

En particulier, si $x(n)$ et $y(n)$ est une séquence finie de longueur N [i.e., $x(n) = y(n) = 0$ si $n < 0$ et $n \geq N$], les séquences d'inter-corrélation et d'auto-corrélation peuvent être exprimé par

$$r_{xy}(l) = \sum_{n=i}^{N-|k|-1} x(n)y(n-l) \quad (IV.5)$$

et

$$r_{xx}(l) = \sum_{n=i}^{N-|k|-1} x(n)x(n-l) \quad (IV.6)$$

ou : $i = l, k = 0$ si $l \geq 0$, et $i = 0, k = l$ si $l < 0$

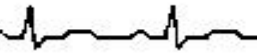
IV.2.2.2. CORRÉLATION ENTRE LE RYTHME CARDIAQUE RR ET L'INTERVALLE QT

L'évaluation du rythme cardiaque RR en fonction du temps est corrélé aux variations de l'intervalle QT correspondant. L'objectif visé étant d'étudier cette corrélation pour différents cas pathologiques et normaux en vue d'établir une éventuelle signature qui permet de distinguer entre ces différents cas.

La corrélation entre les intervalles RR et les intervalles QT correspondants est étudié et quantifiée pour trois type de signaux ECG :

- A. Les cas normaux [enregistrements MIT113 et MIT230]
- B. Les cas APC (Contraction Atriale Préaturé) [enregistrements MIT209 et MIT223]
- C. Les cas PVC (Contraction Ventriculaire Préaturé) [enregistrements MIT119 et MIT228]

Chaque cas va être présenté dans une figure englobant le rythme RR, l'intervalle QT et la corrélation entre eux. L'analyse de l'ensemble des figures va être abordé par la suite dans une étude comparative, c'est dans cette étude que nous allons étudié et quantifié la corrélation entre le rythme cardiaque et l'intervalle QT.



A. ÉTUDE DE LA CORRÉLATION POUR LE CAS NORMAL (N)

La figure IV.11 illustrent le rythme RR, l'intervalle QT correspondant au signal MIT113 (échantillons [150000 : 190000]) de la base de donnée MIT/BIH, ainsi que la courbe de corrélation entre RR et QT.

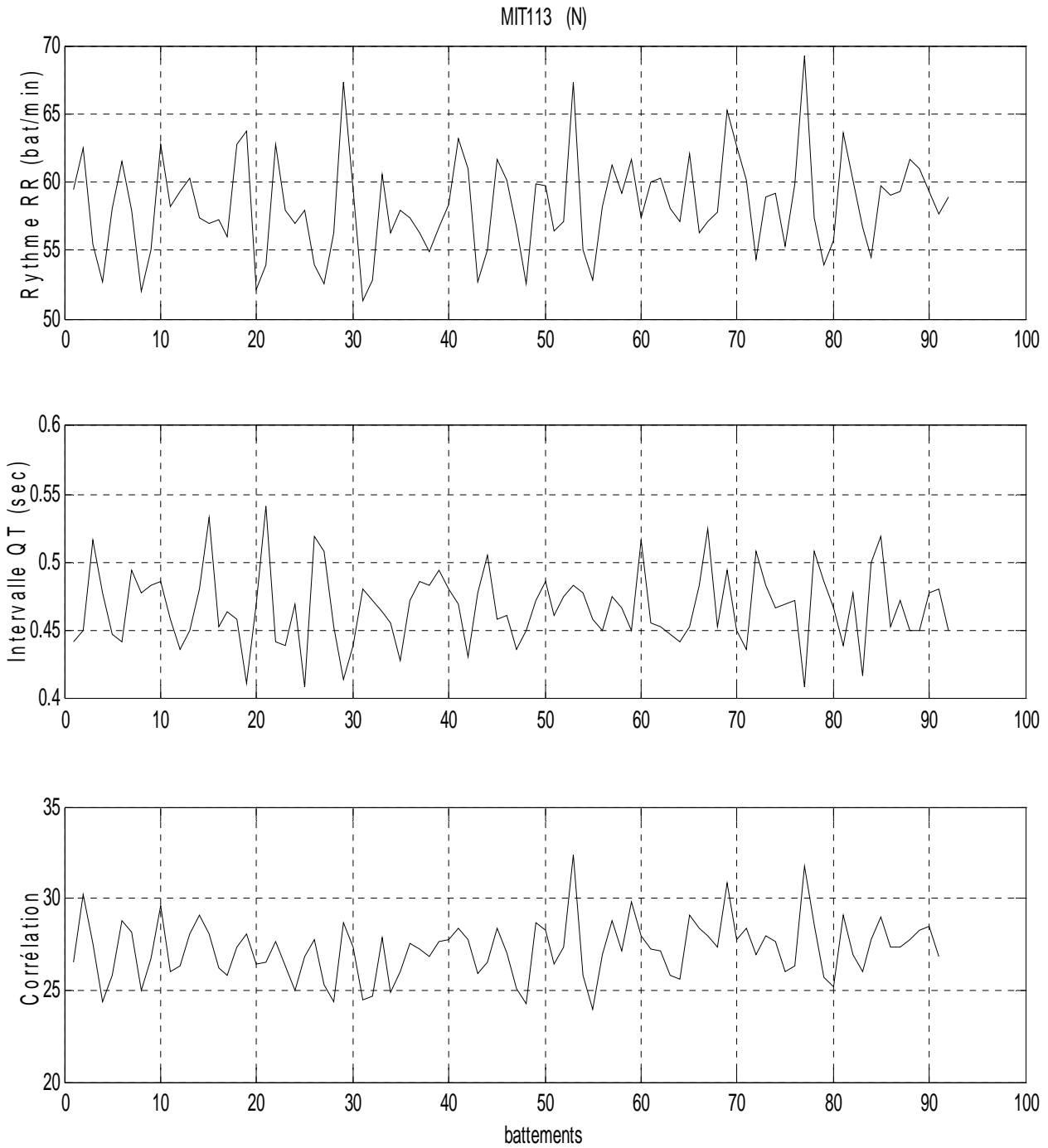
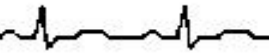


FIG. IV.11 – CORRÉLATION ENTRE « RR » ET « QT », (MIT113).



La figure IV.12 illustrent le rythme RR, l'intervalle QT correspondant au signal MIT230 (échantillons [148000 : 182600]) de la base de donnée MIT/BIH, ainsi que la courbe de corrélation entre RR et QT.

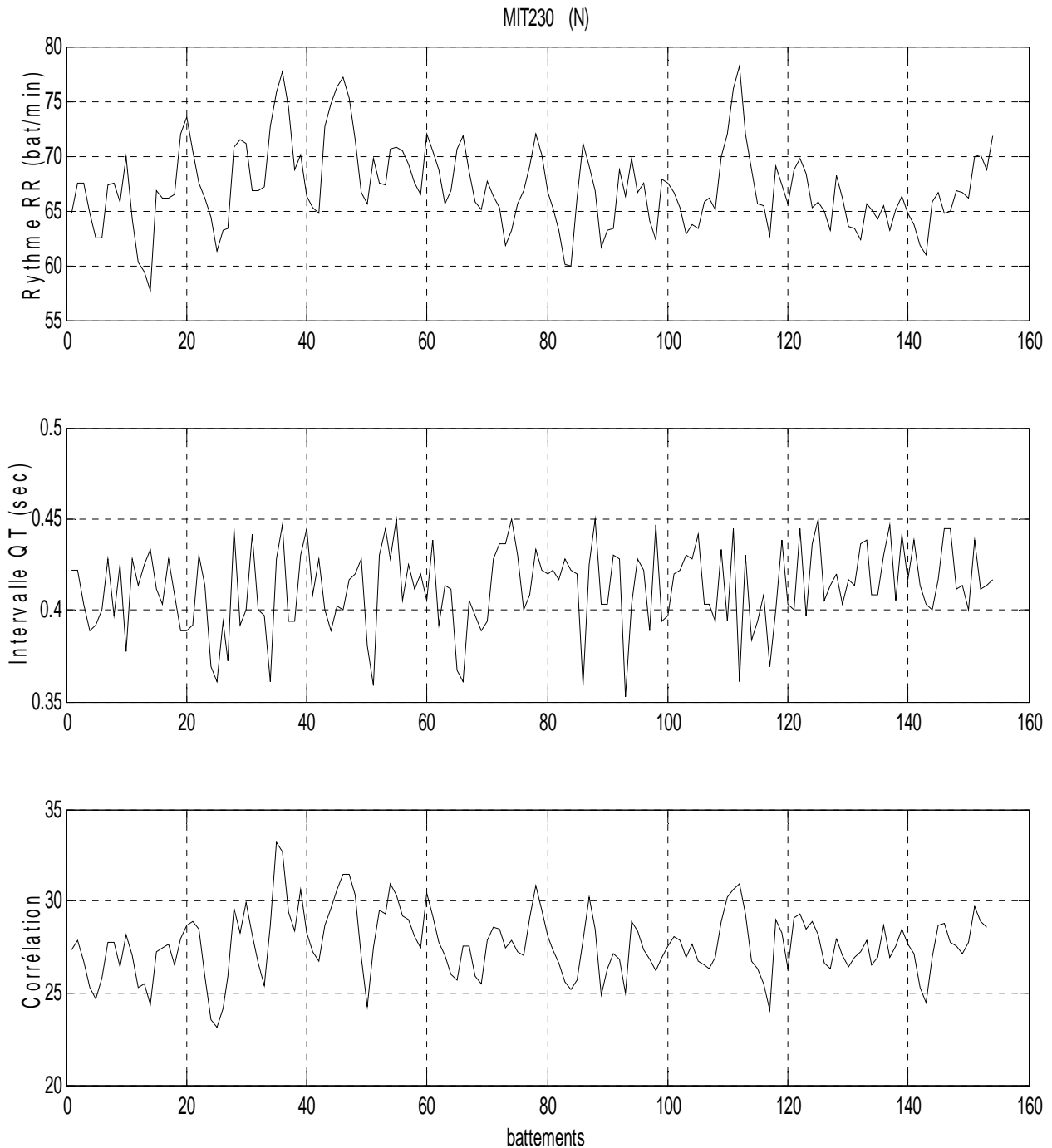
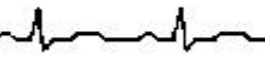


FIG. IV.12 – CORRÉLATION ENTRE « RR » ET « QT », (MIT230).



B. ÉTUDE DE LA CORRÉLATION POUR LE CAS DES CONTRACTIONS ATRIALE PRÉMATURÉ (APC)

La figure IV.13 illustrent le rythme RR, l'intervalle QT correspondant au signal MIT209 (échantillons [200000 : 240000]) de la base de donnée MIT/BIH, ainsi que la courbe de corrélation entre RR et QT.

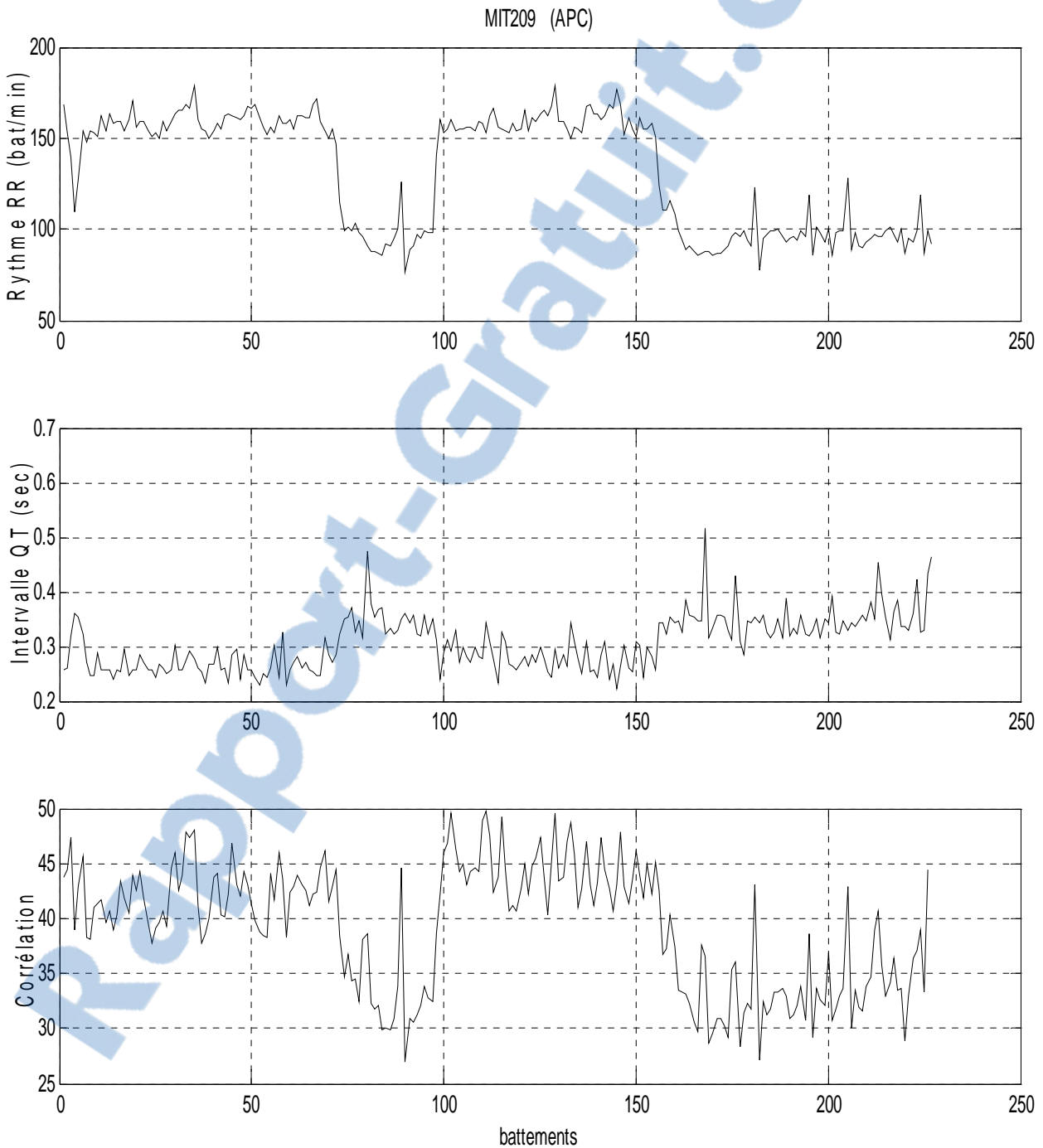
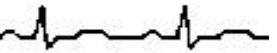


FIG. IV.13 – CORRÉLATION ENTRE « RR » ET « QT », (MIT209).



La figure IV.14 illustrent le rythme RR, l'intervalle QT correspondant au signal MIT223 (échantillons [155000 : 200000]) de la base de donnée MIT/BIH, ainsi que la courbe de corrélation entre RR et QT.

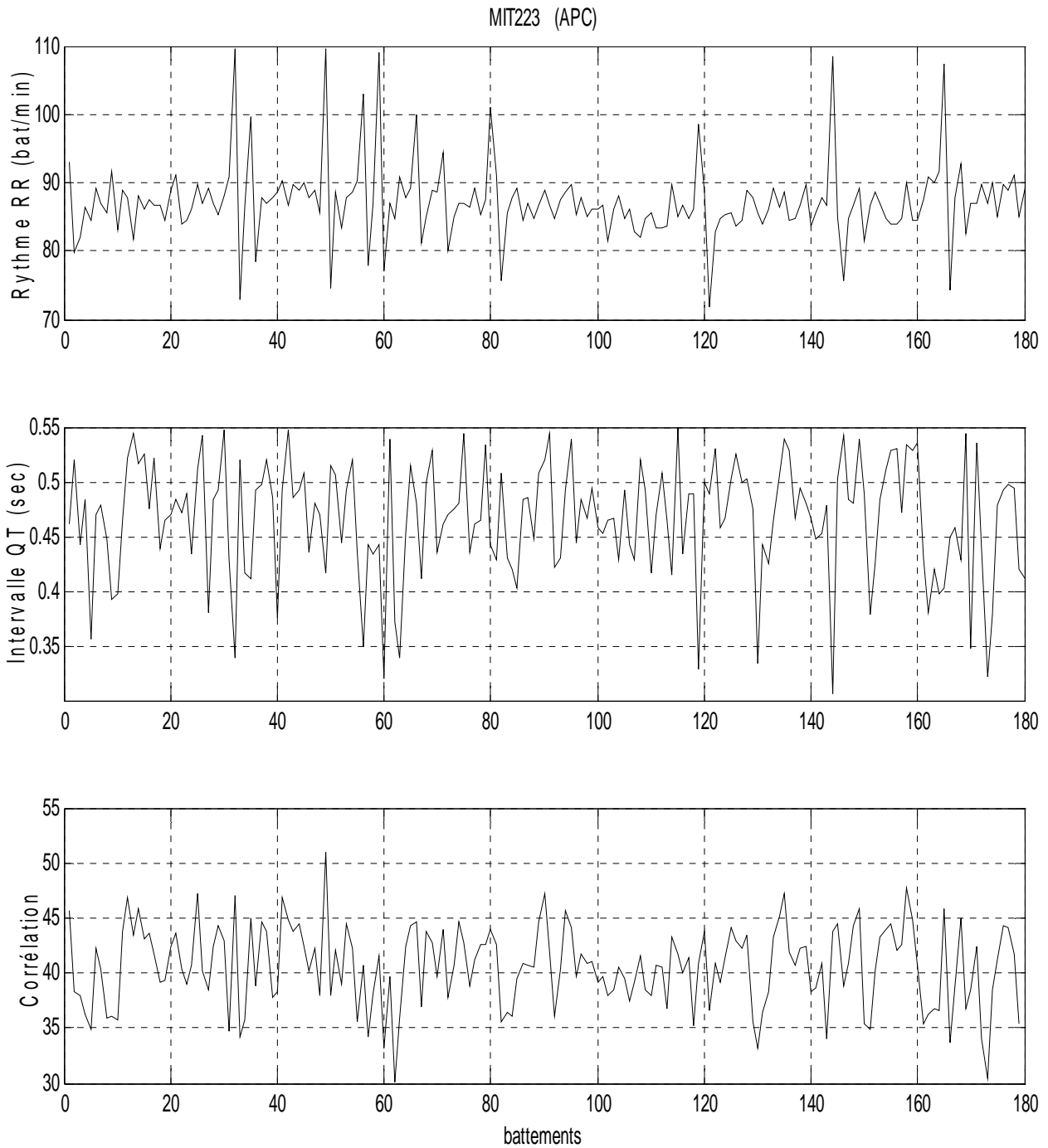
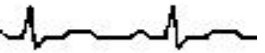


FIG. IV.14 – CORRÉLATION ENTRE « RR » ET « QT », (MIT223).



C. ÉTUDE DE LA CORRÉLATION POUR LE CAS DES CONTRACTIONS VENTRICULAIRE PRÉMATURÉ (PVC)

La figure IV.15 illustrent le rythme RR, l'intervalle QT correspondant au signal MIT119 (échantillons [150000 : 200000]) de la base de donnée MIT/BIH, ainsi que la courbe de corrélation entre RR et QT.

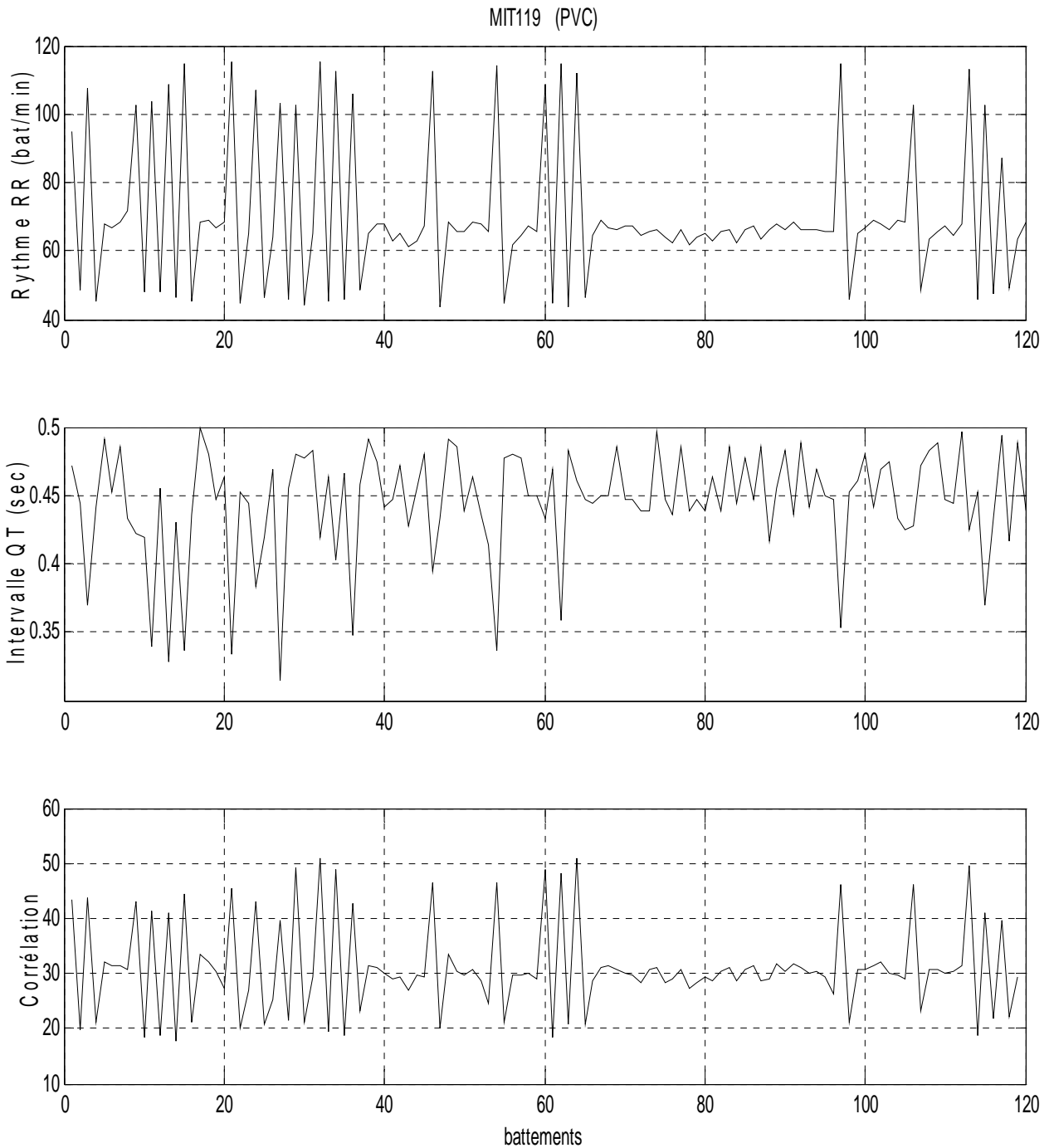
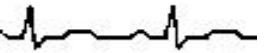


FIG. IV.15 – CORRÉLATION ENTRE « RR » ET « QT », (MIT119).

LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES





La figure IV.16 illustrent le rythme RR, l'intervalle QT correspondant au signal MIT228 (échantillons [120000 : 170000]) de la base de donnée MIT/BIH, ainsi que la courbe de corrélation entre RR et QT.

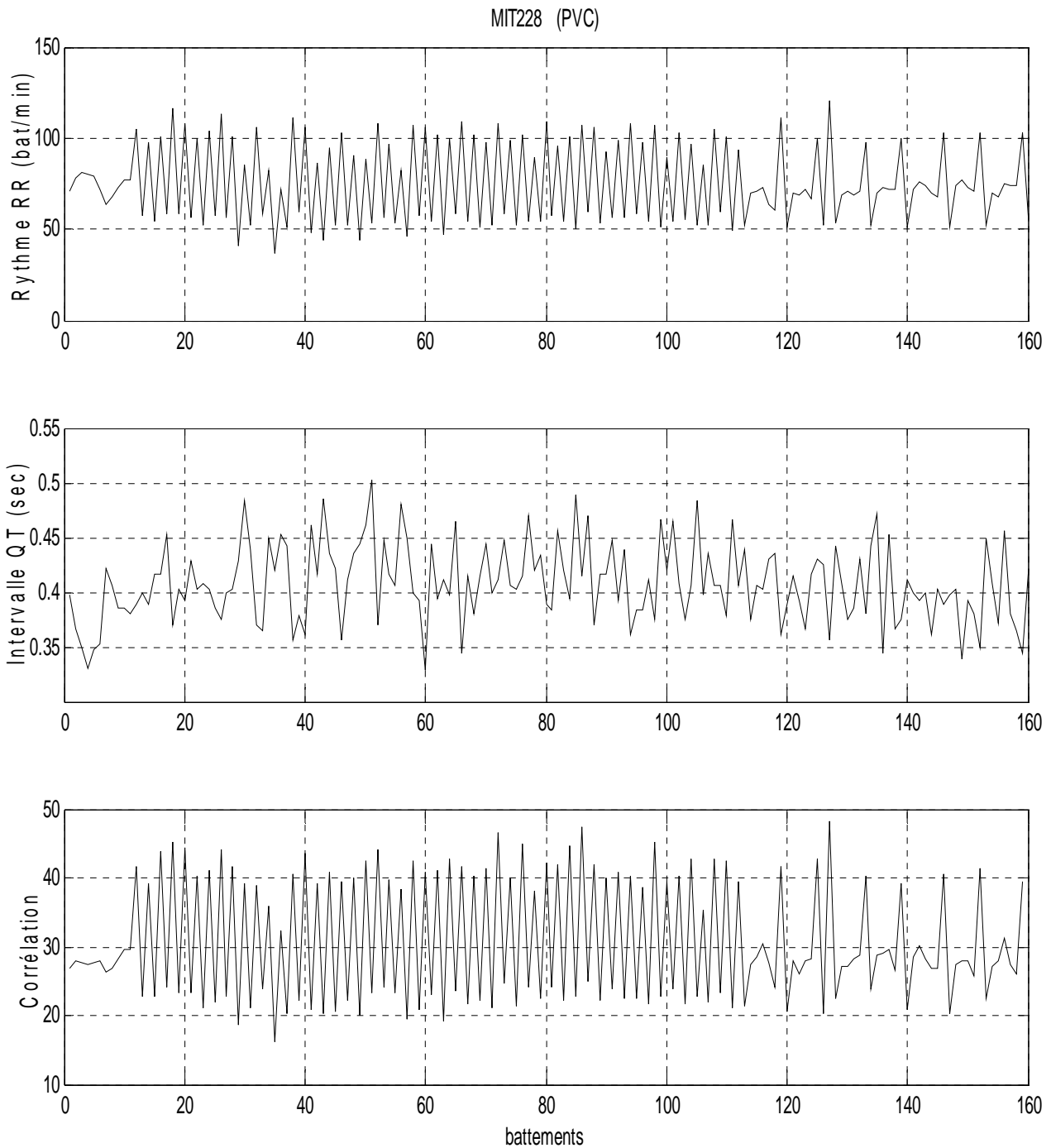
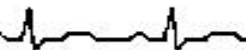


FIG. IV.16 – CORRÉLATION ENTRE « RR » ET « QT », (MIT228).



IV.2.2.3. ÉTUDE COMPARATIVE

Cette étude décrit les résultats illustrés dans les figures IV.11 à IV.16. Ce qui peut être notés de ces figures c'est que le profil de la corrélation entre le rythme cardiaque et l'intervalle QT varie d'un cas à un autre. Une évaluation qualitative de cette variation ne permet pas de distinguer de manière discriminante entre les cas pathologiques. Toutefois elle permet une distinction entre les cas normaux et pathologiques.

Aussi, une évaluation quantitative de cette corrélation montre que cette variation de corrélation s'étend entre des valeurs limites tel que s'est résumé sur le tableau IV.2 ci-dessous.

<i>Signal</i>	<i>Échantillons</i>	<i>Cas</i>	<i>Corrélation</i>	
			<i>Max</i>	<i>Min</i>
<i>MIT113</i>	150000 : 190000	Normal	32,3364	23,9853
<i>MIT230</i>	148000 : 182600	Normal	33,1579	23,1818
<i>MIT209</i>	200000 : 240000	APC	49,7872	26,9258
<i>MIT223</i>	155000 : 200000	APC	51,0152	30,1176
<i>MIT119</i>	150000 : 200000	PVC	51,016	17,6923
<i>MIT228</i>	120000 : 170000	PVC	48,1006	16,2414

TABLEAU IV.2 : LES VALEURS LIMITES DE LA CORRÉLATION

Une visualisation plus représentative des variations de la corrélation, est donnée sur les histogrammes représentés sur la figure IV.17

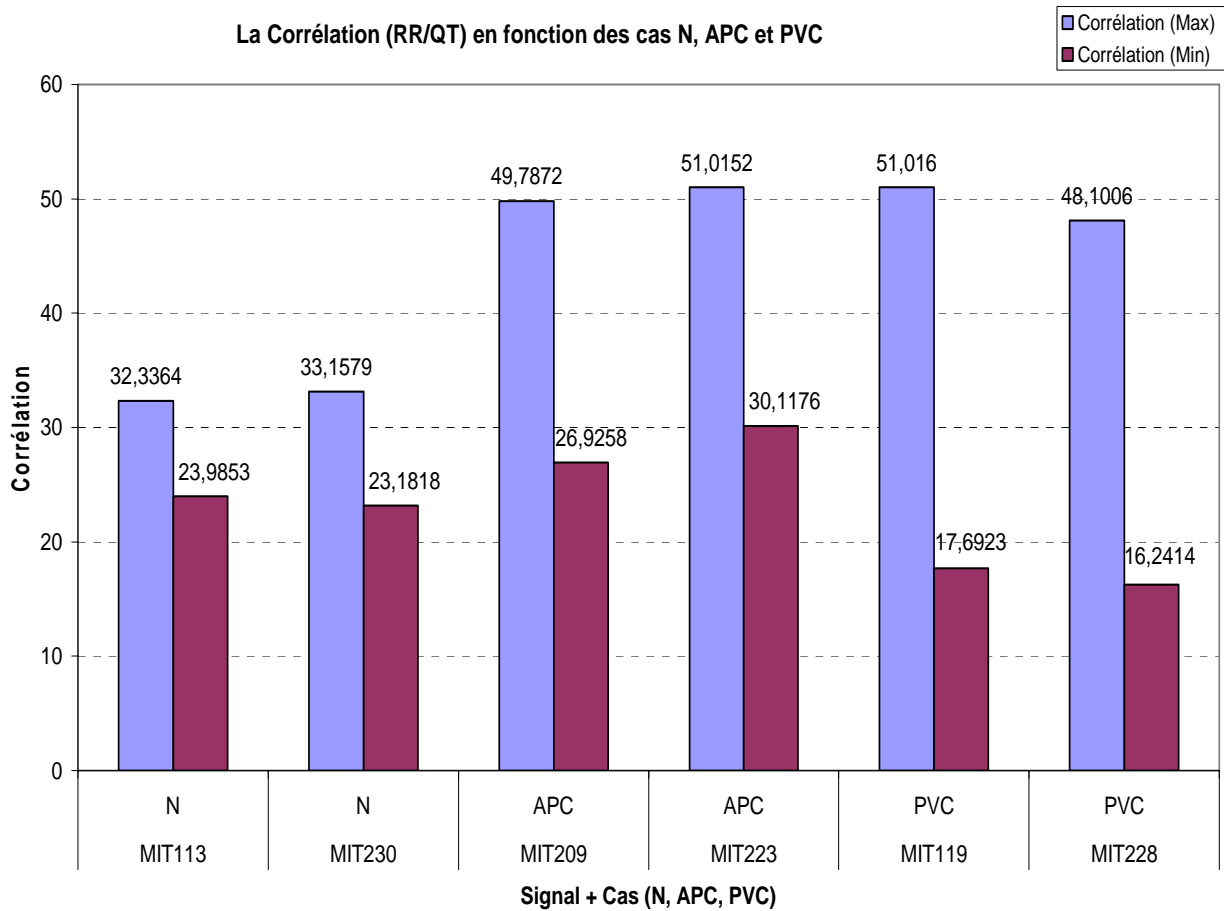
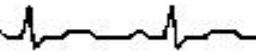


FIG. IV.17 – les valeurs limites de la corrélation.

Une analyse de ces histogrammes permet de nous montrer que pour le cas normal les valeurs maximales ainsi que les valeurs minimales sont très proches, l'étendue de variation pour ce cas est de (23 à 33). Cette étendue de variation peut être considéré comme signature d'un cas normal.

Pour les deux autres cas, nous remarquons que les valeurs maximales de corrélation sont très proches, ces valeurs sont plus grandes que celles du cas normal, cette différence peut être exploitée pour distinguer entre le cas normal et les cas pathologiques.

La question qui reste posé, c'est que de quelle pathologie s'agit-il ?

En fait si nous comparons les valeurs minimales de la corrélation pour le cas APC et pour le cas PVC par rapport au cas normal, nous pouvons constater que les valeurs minimales de la corrélation pour le cas APC sont légèrement plus grandes (26, 30) que celle du cas normal (23), ce qui peut être une signature de cette pathologie. Pour ce qui est des valeurs minimales du cas PVC, elle sont plus faibles (16, 17) par rapport toujours au cas normal, ce qui peut être une signature de cette pathologie.



IV.3. CONCLUSION

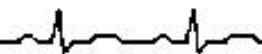
Dans ce chapitre l'étude qualitative et quantitative de la corrélation du rythme cardiaque et l'intervalle QT, a été présenté. Ainsi une description de la méthode de détection de la fin de l'onde T, et la mesure de l'intervalle QT qui en fait est la durée entre la fin de l'onde T et le début du complexe QRS ; la méthode de corrélation a été introduite.

L'étude qualitative et quantitative de cette corrélation entre le rythme cardiaque et l'intervalle QT a montré qu'une :

- évaluation qualitative ne permet pas une discrimination entre le cas normal et les cas pathologiques.
- évaluation quantitative permet d'identifier une signature de différents cas étudiés compte tenu des valeurs minimales et maximales de la corrélation qui sont différents.

NOIHSUHCZOC

Générale



L'électrocardiogramme (ECG) traduit l'activité électrique du cœur. Il regroupe un ensemble d'ondes qui sont en corrélation directe avec cette activité. Elles sont identifiées par l'onde P, le complexe QRS et l'onde T, ou l'onde P traduit la dépolarisation auriculaire ; le complexe QRS traduit la dépolarisation ventriculaire et l'onde T traduit la repolarisation ventriculaire. Leurs durées, ainsi que les durées des différents intervalles comme par exemple l'intervalle RR et l'intervalle QT sont d'un intérêt crucial pour le diagnostic. Cependant pour aboutir à ces mesures, il est indispensable de faire un traitement du signal ECG.

A son acquisition, le signal ECG est généralement noyé dans différentes sources de bruit rendant difficile son interprétation. Le traitement se fait en deux étapes, une étape de filtrage pour éliminer le bruit et une autre de détection pour la mesure des différents intervalles, ici le rythme cardiaque RR, et l'intervalle QT.

Dans un premier temps, on s'est intéressé au filtrage du signal ECG. En fait il existe une diversité de méthode de filtrage, on s'est intéressé aux ondelettes comme outil de travail.

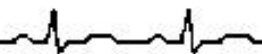
La technique de filtrage par ondelette est basée sur l'analyse multirésolution. L'approche est constituée de trois étapes : une étape de *Décomposition* en approximations et en détail du signal. Au niveau de cette étape, l'étude qu'on a menée nous a montré que le choix de l'ondelette mère est fondamental, ainsi que le niveau de décomposition.

La deuxième étape de cette analyse est *le Seuillage des coefficients de détails*. L'étude menée à ce niveau a montré que le choix du type de seuillage "hard" ou "soft" était important. Les résultats obtenus ont montré que le seuillage "soft" ("doux") était approprié pour notre application.

La troisième elle est en fait *la Reconstruction* pour générer le signal ECG filtré. Cette reconstruction est réalisée en ajoutant la dernière approximation de la décomposition optimale avec tous les détails seuillés.

Les résultats obtenus par l'application de ce filtre sur des signaux réels de la banque de donnée MIT/BIH sont très satisfaisants comparativement à d'autres méthodes de filtrage universellement appliquées pour le filtrage du signal ECG.

La phase suivante dans cette étude a été consacrée à la détection du complexe QRS, bien sur en exploitant toujours les ondelettes. Ainsi une description d'un ensemble de méthode de détection du complexe QRS, la méthode de Pan & Tompkins était utilisée comme référence pour évaluer la performance de la technique de détection qu'on a implémenté. L'algorithme de détection qui a été implémenté et qui est basé sur l'analyse multirésolution (par ondelette) est considéré comme un filtre linéaire ou l'entrée c'est le signal ECG et la



sortie est le 4^{ème} détail de décomposition. Les résultats de détection obtenus par application de cet algorithme sur la base de donnée MIT/BIH ont montré un taux de détection très performant comparativement aux méthode de détection décrites. En fait, il a permis d'obtenir une sensibilité (SE) de 99,88 % et une prédictibilité (P+) de 99,89 % comparativement à la méthode de Pan & Tompkins (SE=99,80%, P+=99,75%) et celles de la méthode basée sur les bancs de filtre (SE=99,71 %, P+=99,72 %).

La dernière étape de cette étude était l'étude qualitative et quantitative de la corrélation entre le rythme cardiaque (RR) et l'intervalle QT.

Après une description détaillée de la méthode pour la mesure de l'intervalle QT, en exploitant toujours les ondelettes et la description de la corrélation ; l'étude qualitative et quantitative de la corrélation du rythme RR avec l'intervalle QT sur un ensemble de cas pathologiques et normaux était menée. Cette étude a permis de montrée, pour les cas des signaux étudiés normaux, APC et PVC, que de la corrélation des intervalles RR et QT, une signature pouvait être identifiée permettant une discrimination entre les cas pathologiques et normaux.

En fait, l'étude de cette corrélation ouvre des perspectives pour l'identification de pathologie, moyennant une multiplicité de tests sur différents signaux ECG pour des pathologies, au sein d'un même patient et entre des patients différents.

Liste des Figures

CHAPITRE I

FIG. I.1 – STRUCTURE ANATOMIQUE DU CŒUR	6
FIG. I.2 – ASPECT DU POTENTIEL D'ACTION CARDIAQUE ENREGISTRÉ PAR UNE MICROÉLECTRODE INTRACELLULAIRE	7
FIG. I.3 – VOIES SPÉCIALISÉES DE CONDUCTION INTRACARDIAQUE	8
FIG. I.4 – SYSTOLE AURICULAIRE	9
FIG. I.5 – SYSTOLE VENTRICULAIRE	9
FIG. I.6 – Dérivation bipolaires des membres (triangle d'Einthoven)	11
FIG. I.7 – Dérivation unipolaires des membres (sur ce schéma, le galvanomètre permet de mesurer aVR)	11
FIG. I.8 – PLACEMENT DES ÉLECTRODES PRÉCORDIALES	12
FIG. I.9 – L'APPAREIL HOLTER	13
FIG. I.10 – ONDES ET INTERVALLES DE L'ÉLECTROCARDIOGRAMME	15

CHAPITRE II

FIG. II.1 – BOÎTES DE HEISENBERG DE LA STFT	29
FIG. II.2 – BOÎTES DE HEISENBERG DES ONDELETTES	31
FIG. II.3 – LE PAVAGE TEMPS-FRÉQUENCE, (A) GÉNÉRÉ PAR LA STFT, (B) GÉNÉRÉ PAR LA TRANSFORMÉE EN ONDELETTES	34
FIG. II.4 – ONDELETTE DE MORLET.....	37
FIG. II.5 – ONDELETTE CHAPEAU MEXICAIN.	38
FIG. II.6 – FONCTION D'ÉCHELLE ET ONDELETTE DE HAAR	38
FIG. II.7 – FONCTION D'ÉCHELLE ET ONDELETTE DE MEYER	39
FIG. II.8 – FONCTIONS D'ÉCHELLES ET ONDELETTES DE DAUBECHIES POUR N=2 ET N= 4	39
FIG. II.9 – FONCTION D'ÉCHELLE ET ONDELETTE DE SYMLET POUR N=4	40
FIG. II.10 – FONCTION D'ÉCHELLE ET ONDELETTE DE COIFLET POUR N=5	40
FIG. II.11 – REPRÉSENTATION D'UNE FONCTION SUR PLUSIEURS NIVEAUX.	41
FIG. II.12 – SCHÉMA DE L'ANALYSE MULTIRÉSOLUTION	43
FIG. II.13 – SCHÉMA DE DÉCOMPOSITION	45

FIG. II.14 – SCHÉMA DE RECONSTRUCTION	46
FIG. II.15 – SCHÉMA DE L'ALGORITHME DE LA DÉCOMPOSITION EN PAQUETS D'ONDELETTES D'UN SIGNAL, LES COEFFICIENTS SONT OBTENUS PAR FILTRAGES SUCCESSIFS PASSE HAUT (FILTRE h_1) ET PASSE BAS (FILTRE g_1) PUIS DÉCIMATION DU SIGNAL	48
FIG. II.16 – ARBRE BINAIRE DE DÉCOMPOSITION D'UN SIGNAL EN PAQUETS D'ONDELETTES	49

CHAPITRE III

FIG. III.1.a – EXEMPLE D'INTERFÉRENCE 50 Hz	52
FIG. III.1.b – INTERFÉRENCE D'ORIGINE ÉLECTROMYOGRAPHIQUE	52
FIG. III.2 – SIGNAL ECG ET LES 8 APPROXIMATIONS	54
FIG. III.3 – SIGNAL ECG ET LES 8 DÉTAILS	54
FIG. III.4 – SIGNAL ORIGINAL, COEFFICIENTS D'ONDELETTES DU 2 ^{ÈME} DÉTAILS POUR LES ONDELETTES : ' <i>db4</i> ', ' <i>coif2</i> ' et ' <i>coif4</i> '	55
FIG. III.5 – SEUILLAGE DUR	56
FIG. III.6 – SEUILLAGE DOUX	56
FIG. III.7 – SIGNAL ECG ET COEFFICIENTS D'ONDELETTE AVANT SEUILLAGE	57
FIG. III.8 – SIGNAL ECG ET COEFFICIENTS D'ONDELETTE APRÈS SEUILLAGE DOUX	57
FIG. III.9 – FILTRAGE PAR SEUILLAGE DUR 'HARD THRESHOLDING'	58
FIG. III.10 – ZOOM SUR LE 1 ^{ER} QRS (FILTRAGE PAR SEUILLAGE DUR)	59
FIG. III.11 – FILTRAGE PAR SEUILLAGE DOUX 'SOFT THRESHOLDING'	59
FIG. III.12 – ZOOM SUR LE 1 ^{ER} QRS (FILTRAGE PAR SEUILLAGE DOUX)	60
FIG. III.13 – ONDELETTES, -a- <i>db4</i> , -b- <i>coif2</i> et -c- <i>coif4</i>	60
FIG. III.14 – L'INFLUENCE DU CHOIX DE L'ONDELETTE MÈRE SUR LE FILTRAGE DU SIGNAL ECG.	61
FIG. III.15 – MAUVAISE APPROXIMATION DES VARIATIONS LA LIGNE DE BASE AVEC UN NIVEAU FAIBLE.....	64
FIG. III.16 – ZOOM D'UNE PARTIE DE LA FIGURE PRÉCÉDENTE	65
FIG. III.17 – BONNE APPROXIMATION DES VARIATIONS DE LA LIGNE DE BASE AVEC UN NIVEAU PLUS GRAND.....	65
FIG. III.18 – ZOOM D'UNE PARTIE DE LA FIGURE PRÉCÉDENTE	66
FIG. III.19 – SUPPRESSION DES VARIATIONS DE LA LIGNE DE BASE (SIGNAL MIT112)	66
FIG. III.20 – SUPPRESSION DES VARIATIONS DE LA LIGNE DE BASE (SIGNAL MIT115)	67
FIG. III.21 – SUPPRESSION DES VARIATIONS DE LA LIGNE DE BASE (SIGNAL MIT222)	67
FIG. III.22 – SUPPRESSION DES VARIATIONS DE LA LIGNE DE BASE (SIGNAL MIT233)	68
FIG. III.23 – SIGNAL ORIGINAL ET SIGNAL FILTRÉ	69
FIG. III.24 – SIGNAL ORIGINAL ET SIGNAL FILTRÉ	69

FIG. III.25 – SIGNAL ORIGINAL ET SIGNAL FILTRÉ	70
FIG. III.26 – SIGNAL ORIGINAL ET SIGNAL FILTRÉ	70
FIG. III.27 – SIGNAL ORIGINAL ET SIGNAL FILTRÉ	71
FIG. III.28 – ALGORITHME DE PAN & TOMPKINS	77
FIG. III.29 – RÉPONSE D'AMPLITUDE DU FILTRE PASSE BANDE	77
FIG. III.30 – MÉTHODE DE DÉTECTION DE PAN & TOMPKINS	79
FIG. III.31 – TRANSFORMÉE DE FOURIER DES TRANSFORMÉES D'ONDELETTE POUR LES ÉCHELLES (j=1..5)	81
FIG. III.32 – EXEMPLE D'UN SIGNAL ECG ET CES DÉTAILS	82
FIG. III.33 – LA RELATION ENTRE LE SIGNAL ECG ET SON 4 ^{ÈME} DÉTAIL	83
FIG. III.34 – ALGORITHME DE DÉTECTION COMME UN FILTRE LINÉAIRE	83
FIG. III.35 – DÉTECTION DU COMPLEXE QRS, CAS NORMAL	84
FIG. III.36 – DÉTECTION DU COMPLEXE QRS, (CAS DES ONDES T GRANDE)	84
FIG. III.37 – DÉTECTION DU COMPLEXE QRS, (CAS DES ONDES T GRANDE)	85
FIG. III.38 – DÉTECTION DU COMPLEXE QRS, (CAS DES CONTRACTIONS VENTRICULAIRE PRÉMATURÉ)	85
FIG. III.39 – DÉTECTION DU COMPLEXE QRS, (CAS DES CONTRACTIONS ATRIALE PRÉMATURÉ) ..	86
FIG. III.40 – DÉTECTION DU COMPLEXE QRS, (CAS DE CHUTE BRUSQUE D'AMPLITUDE)	86
FIG. III.41 – DÉTECTION DU COMPLEXE QRS, (CAS DE CHUTE D'AMPLITUDE)	87
FIG. III.42 – DÉTECTION DU COMPLEXE QRS, (CAS DE CHUTE D'AMPLITUDE)	87
FIG. III.43 – VARIATIONS DES LOIS STATISTIQUES POUR LES TROIS ALGORITHMES DE DÉTECTION	91
FIG. III.44 – VARIATIONS DE L'ERREUR DE DÉTECTION POUR LES TROIS ALGORITHMES DE DÉTECTION	91

CHAPITRE IV

FIG. IV.1 – DÉTECTION DE LA FIN DE L'ONDE T	95
FIG. IV.2 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT100)	96
FIG. IV.3 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT234)	96
FIG. IV.4 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT113)	97
FIG. IV.5 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT117)	97
FIG. IV.6 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT203)	98
FIG. IV.7 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT222)	98
FIG. IV.8 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT228)	99
FIG. IV.9 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT200)	99
FIG. IV.10 – LE DÉBUT DU COMPLEXE QRS ET LA FIN DE L'ONDE T, (MIT109)	100
FIG. IV.11 – CORRÉLATION ENTRE « RR » ET « QT », (MIT113)	102

FIG. IV.12 – CORRÉLATION ENTRE « RR » ET « QT », (MIT230)	103
FIG. IV.13 – CORRÉLATION ENTRE « RR » ET « QT », (MIT209)	104
FIG. IV.14 – CORRÉLATION ENTRE « RR » ET « QT », (MIT223)	105
FIG. IV.15 – CORRÉLATION ENTRE « RR » ET « QT », (MIT119)	106
FIG. IV.16 – CORRÉLATION ENTRE « RR » ET « QT », (MIT228)	107
FIG. IV.17 – les valeurs limites de la corrélation	109

Liste des Tableaux

CHAPITRE III

TABLEAU III.1 : RÉSULTATS D'ANALYSE D'UN ENSEMBLE DE SIGNAUX ECG POUR DIFFÉRENTES ONDELETTES	62
TABLEAU III.2 : Taux de détection pour chaque méthode selon [Friesen90]	76
TABLEAU III.3 : RÉSULTATS DE LA DÉTECTION PAR L'ALGORITHME DE PAN & TOMPKINS SUR LA BASE MIT/BIH	80
TABLEAU III.4 : RÉSULTATS DE LA DÉTECTION PAR DWT_Detection SUR LA BASE MIT/BIH ...	88
TABLEAU III.5 : RÉSULTATS DE LA DÉTECTION PAR L'ALGORITHME FB SUR LA BASE MIT/BIH..	90

CHAPITRE IV

TABLEAU IV.1 : Bande de fréquence et utilisation pour chaque niveau de décomposition en ondelette	95
TABLEAU IV.2 : les valeurs limites de la corrélation	108

ANNEXES

TABLEAU B.1 : les annotations des battements cardiaque de la base de donnée MIT/BIH	119
TABLEAU B.2 : le contenu des fichiers d'annotations de la base de donnée MIT/BIH	120

ABRÉVIATIONS & NOTATIONS

ABRÉVIATIONS :

ECG	Électrocardiogramme.
EMG	Électromyogramme
Nœud AV	nœud auriculo-ventriculaire.
RR	intervalle entre deux pics R, il désigne le rythme cardiaque.
QTc	intervalle QT corrigé.
BAV	Bloc auriculo-ventriculaire.
APC	Atrial Premature Contraction (Contraction Auriculaire Préaturé).
PVC	Premature Ventricular Contraction (Contraction Ventriculaire Préaturé).
STFT	Short Time Fourier Transform (Transformée de Fourier à court terme ou à fenêtre glissante).
TFD	Transformée de Fourier discrète.
T.O.C	transformée en ondelette continue
T.O.D	transformée en ondelette discrète
AMR	Analyse multirésolution.
db4	ondelette de Daubechies d'ordre 4.
coif2 et coif4	ondelette de Coiflet d'ordre 2 et 4.
ADP	Algorithme basé sur la dérivée première
AADP	Algorithme basé sur l'amplitude et la dérivée première
ADPS	Algorithme basé sur les dérivées première et seconde
AFN	Algorithme basé sur des filtres numériques
ATNL	Algorithme basé sur des transformations non linéaires
MOBD	Multiplication Of Backward Difference.
SNR	Signal to noise ratio (rapport signal sur bruit)
PRD	coefficient de distorsion.
U.A	Unite Arbitraire
éch	Échantillon
MIT/BIH	Massachusetts Institute of Technology/ Beth Israel Hospital.

NOTATIONS :

\hat{s} : Transformée de Fourier de s .

L^2 : Espace des fonctions à énergie finie.

ψ : Fonction ondelette mère

$\psi_{a,b}$: Famille d'ondelettes analysante, ou a est le facteur d'échelle (dilatation) et b est le paramètre de translation.

$\psi_{a,b}^*$: Conjugué de $\psi_{a,b}$.

$\langle a, b \rangle$: Produit scalaire de a par b .

C_ω : Constante qui dépend du choix de l'ondelette, elle définit la condition d'admissibilité.

V_j : Sous espace des approximations.

W_j : Sous espace des détails.

ϕ : Fonction échelle.

$C_{i,j}$: Paquets d'ondelettes.

σ^2 : La variance.

SE : Sensibilité.

P+ : Prédicibilité.

ED : Erreur de détection.

TP: True Positive.

FN: False Negative.

FP : False Positive.

Nbt : Nombre total des battements dans un enregistrement.

r_{xy} : Fonction d'inter-corrélation entre x et y .

r_{xx} : Fonction d'auto-corrélation

BIBLIOGRAPHIE



- [Afonso99] : V. X. Afonso, W. J. Tompkins, T. Q. Nguyen and S. Luo, “*ECG Beat Detection Using Filter Banks*”, IEEE Transaction on Biomedical Engineering,, Vol. 46, N°. 2, February 1999.
- [Batey03] : A. J. Batey, C. P. A. Doe, “*A method for QT correction based on beat-to-beat analysis of the Qt/RR interval relationship in conscious telemetred beagles dogs*”, Journal of pharmacological and Toxicological Methods, 5408, pp., 1-9, 2003.
- [Bernard]: C. Bernard, “*Ondelettes et problèmes mal posés : la mesure du flot optique et l’interpolation irrégulière*”, thèse de doctorat présentée devant le centre de recherche CMAP, *sans date*.
- [Brishoual01] : M. Brishoual, “*Reconstruction de données, Application à la dosimétrie des radiotéléphones*”, thèse de doctorat soutenue devant l’Institut National des Sciences Appliquées de Rennes, Octobre 2001.
- [CHAILY58] : Dr. CHAILY, Dr. F. GUALEZ, Dr. A. KÜNZLE, Dr. H. PERRET, Dr. P. SCHMIDT, Dr. H.K. WAGNER et Dr. CH. YUNG, “*Le guide médical moderne*”, Edition Jacques Kramer, 1958.
- [Chaplais] : F. Chaplais, “*A short representation of –A wavelet tour of signal processing, by S. Mallat–*”. (Site Internet → http://cass.ensmp.fr/~chaplais/wavetour_presentation).
- [Chauvin] : Pr. Michel Chauvin, Pr. Antoine Leenhardt, “*Electrocardiogramme : indications et interprétation*”, *sans date*.
- [Cherkassky01] : V. Cherkassky, S. Kilts, “*Myopotential de-noising of ECG signal using wavelet thresholding methods* ”, Article in press : Gergamon-Neural networks, Vol. 14, pp. 1129-1137, 2001.
- [Chikh05] : M. A. CHIKH, “*Analyse du signal ECG par les réseaux de neurones et la logique floue : application à la reconnaissance des battements ventriculaires prématurés*”, Thèse de doctorat d’état soutenue devant l’université de Tlemcen, Juillet 2005.
- [Chouakri96]: S. A. CHOUAKRI, “*Étude des paramètres du signal électrocardiogramme ECG en vue du diagnostic des arythmies cardiaques* ”, thèse de magister, 1996.

- [Clavier97] : L. Clavier, "*Analyse du signal électrocardiographique en vue du dépistage de la fibrillation auriculaire*", PhD thesis, Univerité de Rennes I, 1997.
- [Couderc97] : Jaun-Philippe Couderc, "*analyse quantitative des composantes temps-echelle de l'ECG haute-résolution moyenne pour l'évaluation du risque de tachycardies ventriculaires et de la morte subite après un infarctus du myocarde*", Thèse de doctorat soutenue devant L'Institut National des Science Appliquées de Lyon, Janvier 1997.
- [Dai98] : W. Dai, Z. Yang, S. L. Lim, O. Mikhailova, J. Chee, "*Processing and analysis of ECG signal using nonorthogonal wavelet transform* ", Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol. 20, No I, 1998
- [Daubechies92] : I. Daubechies, "*Ten lectures on wavelets*", CMBS-NFS, Regional series in Applied mathematics 61, 1992.
- [Dauzat04] : Michel Dauzat, Antonia Pérez-Martin, Iris Schuster, "*L'Electrocardiographie de repos et d'effort*", Novembre 2004.
- [Donoho94] : D. Donoho, I. Johnstone, "*Threshold selection for wavelet shrinkage of noisy data*", Engineering in Medicine and Biology society, Proceedings of the 16th Annual International conference of the IEEE, Vol. 1, pp. A24-A25, 1994.
- [Donoho95] : D. Donoho, "*De-noising by soft thresholding*", IEEE Trans. Inform. Theory; Vol. 41(3), pp. 612-627, 1995.
- [Duro97] : R.J. Duro, and J. Santos, "*synoptic delay based artificial neural networks and discrete time backpropagation applied to QRS complex detection*", ICNN97, 1997.
- [Encarta06] : *Microsoft* ® *Encarta* ® 2006. © 1993-2005 Microsoft Corporation.
- [Fokapu94] : O. Fokapu and J.P. Girard, "*Evolution temporelle et fréquentielle de l'ECG : analyse battement par battement*", *ITBM*, 14(1):102-112, 1994.
- [Friesen90] : G.M. Friesen, T.C Jannett., M.A. Jadallah, S.L. Yates, and H.T. Nagle, "*A comparison of the noise sensitivity of nine QRS detection algorithms*", *IEEE Trans. on Biom. Eng.*, 37(1), 1990.



- [Gabor46] : D. Gabor, “*Theory of communication*”, J. Inst. Elect. Eng., 93, pp. 429-457, 1946.
- [Hu97] : Y. Hu, S. Palreddy, and J. Tompkins, “*A patient adaptable ECG beat classifier using a mixture of experts approach*”, IEEE Trans. Biomed. Eng; Vol. 44, n° 9, September 1997.
- [Kadambe92] : S. Kadambe, R. Murray, and G.F Boudreaux-Bartels, “*The dyadic wavelet transform based QRS detector (ECG analysis)*”, Conference on Signals, Systems and Computers, 1:130-134, 1992. Asilomar.
- [Kanzmann02] : U. Kanzmann, G. Von Wagner, J. Schöchlin, A. Bolz, “*Parameter extraction of the ECG-signal in real time*”, Biomedizinische Technik, Vol. 47, 2002.
- [Kindersley91] : D. Kindersley, “*Encyclopédie médicale de la famille*”, Edition Larousse, 1991.
- [Köhler02] : B. Köhler, C. Hennig, R. Orglmeister, “*The principles of software QRS detection*”, IEEE Engineering in Medicine and Biology, January/February 2002.
- [Lander89] : P. Lander, and E.J. Berbari, “*Use of high-pass filtering to detect late potentials in the signal averaged ECG*”, J. Electrocardiology., Vol 22, pp. 7-12, 1989.
- [LeCadet04] : O. LE CADET, “*Méthodes d’ondelettes pour la segmentation d’images. Applications à l’imagerie médicale et au tatouage d’images*”, thèse de doctorat soutenue devant Institut National Polytechnique De Grenoble, Septembre 2004.
- [LePage03] : R. LE PAGE, “*Détection et analyse de l’onde P d’un électrocardiogramme : application au dépistage de la fibrillation auriculaire*”, thèse de doctorat soutenue devant L’Université de Bretagne Occidentale, Février 2003.
- [Li01] : G. Li and al, “*ECG beat recognition using fuzzy hybrid neural network*”, IEEE Trans. Biomed. Eng; Vol. 48, pp. 1265-1271, Nov 2001.
- [Li95] : C. Li, C. Zheng, and C. Tai, “*Detection of ECG characteristic points using Wavelet Transform*”, IEEE Transaction on Biomedical Engineering, Vol. 42, N°. 1, January 1995.



- [Mallat89] : S. Mallat, “*A theory of multiresolution signal decomposition: the wavelet representation*”, IEEE Trans, Pattern, Anal, Machine Intell., Vol. 11, pp 647-693, 1989.
- [Mallat92] : S. Mallat, W. L. Hwang, “*Singularity detection and processing with wavelets*”, IEEE Transaction on Information Theory, Vol. 38, 617-643, 1992.
- [Mallat92] : S. Mallat and W. L. Hwang, “*Wavelet and turbulence*”, IEEE Trans. Inform. Theory, vol.38, n° 2, pp. 617-643, 1992.
- [Mallat98] : S. Mallat, “*A wavelet tour of signal processing*”, Edition: Academic press, Second edition, 1998.
- [Manoury01] : A. Manoury, “*Tatouage d’images numériques par paquets d’ondelettes*”, thèse de doctorat soutenue devant l’Ecole Centrale de Nante, Décembre 2001.
- [Mekkioui04] : N. MEKKIOUI, “*classification des arythmies cardiaques par l’analyse a composante principale et les réseaux de neurones*”, thèse de magister soutenue devant l’Université Aboubekr Belkaïd – Tlemcen, Octobre 2004.
- [Meyer93] : Y. Meyer, “*Les ondelettes, Algorithmes et applications*”, ARMAND COLIN, 1993.
- [Mialon05] : Dr. Philippe Mialon, “*Cours de physiologie cardiovasculaire, DCEM I SAGES-FEMMES*”, faculté de médecine de BREST, 2005.
- [MIT97] : “*MIT-BIH Arrhythmia Database Directory*”, Harvard MIT Division of Health Sciences and Technology, Biomed. Eng. Center, 1997.
- [Novák00] : D. Novák, “*Processing of ECG signal using wavelet*”, final thesis, Czech Technical University in Prague, 2000.
- [Okado79] : M. Okado, “*A digital filter for the QRS detection*”, Trans. on Biomed. Eng., 26(12), 1979.
- [Pan85] : J. Pan, W.J. Tompkins, “*A real-time QRS detection algorithm*”, IEEE Trans. Biomed. Eng; Vol. 32(3), pp. 230-236, 1985.



- [Proakis96] : J. Proakis, D. Manolakis, “*Digital signal processing, Principals & Algorithms & Application* ”, 3rd Ed, Printing Hall, 1996.
- [Rodrigues01] : J. Neves Rodrigues, V. Öwall, and L. Sörnmo, “*QRS detection for pacemakers in a noisy environment using a time lagged artificial neural network*”, *IEEE Circuits and Systems*, 2:596-599, 2001. The 2001 IEEE International Symposium on Circuits and Systems.
- [Thakor83] : W. V. Thakor & J. G. Webster & W. J. Tompkins, “*Optimal QRS detector*”, *Med. Biol. Eng. Comput.*, Vol.21, p 343-350, 1983.
- [Thakor84] : N.V. Thakor, & J. G. Webster & W. J. Tompkins, “*Estimation of QRS complex power spectra for design of QRS filter*”, *IEEE Trans. Biomed. Eng; BME-31*, pp. 702-705, 1984.
- [Thakor91] : N.V. Thakor, and Y.S. Zhou, “*Applications of adaptive filtering to ECG analysis : noise cancellation and arrhythmia detection*”, *IEEE Trans. Biomed. Eng; Vol. 38*, pp. 785-794, 1991.
- [Vásquez01] : C. Vásquez, A. Hernández, F. Mora, G. Carrault, and G. Passariello, “*Atrial Activity Enhancement by Wiener Filtering Using an Artificial Neural Network*”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 48(8):940-944, August 2001.
- [Wickerhauser92] : M.V. Wickerhauser, R.R. Coifman, “*Entropy based algorithms for best basis selection*”, *IEEE transaction on Information Theory*, 38(2) :713-778, 1992.
- [wikipedia] : <http://fr.wikipedia.org/Electrocardiographie.html>
- [Xue92] : Q. Xue, Y.H. Hu, and W.J Tompkins, “*Neural-Network-Based Adaptative Matched Filtering for QRS detection*”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 39(4), pages 317-329, April 1992.

RÉSUMÉ

L'électrocardiogramme (ECG) traduit l'activité électrique du cœur. Il regroupe un ensemble d'ondes qui sont en corrélation directe avec cette activité. Elles sont identifiées par l'onde P, le complexe QRS et l'onde T, ou l'onde P traduit la dépolarisation auriculaire ; le complexe QRS traduit la dépolarisation ventriculaire et l'onde T traduit la repolarisation ventriculaire. Leurs durées, ainsi que les durées des différents intervalles comme par exemple l'intervalle RR et l'intervalle QT sont d'un intérêt crucial pour le diagnostic. Cependant pour aboutir à ces mesures, il est indispensable de faire un traitement du signal ECG.

A son acquisition, le signal ECG est généralement noyé dans différentes sources de bruit rendant difficile son interprétation. Le traitement se fait en deux étapes, une étape de filtrage pour éliminer le bruit et une autre de détection pour la mesure des différents intervalles, ici le rythme cardiaque RR, et l'intervalle QT. On s'est intéressé aux ondelettes comme outil de travail.

La technique de filtrage par ondelette est basée sur l'analyse multirésolution. L'approche est constituée de trois étapes : une étape de *Décomposition* en approximations et en détail du signal, une étape de seuillage des coefficients de détails et une étape de reconstruction pour générer le signal ECG filtré. Les résultats obtenus par l'application de ce filtre sur des signaux réels de la banque de donnée MIT/BIH sont très satisfaisants.

La phase suivante dans cette étude est consacrée à la détection du complexe QRS, bien sur en exploitant toujours les ondelettes. La méthode de Pan & Tompkins est utilisée comme référence pour évaluer la performance de la technique de détection qu'on a implémenté. L'algorithme de détection qui est implémenté et qui est basé sur l'analyse multirésolution (par ondelette) est considéré comme un filtre linéaire ou l'entrée c'est le signal ECG et la sortie est le 4^{ème} détail de décomposition. Les résultats de détection obtenus par application de cet algorithme sur la base de donnée MIT/BIH montrent un taux de détection très performant comparativement aux méthodes de détection décrites dans la littérature.

La dernière étape de cette étude est l'étude qualitative et quantitative de la corrélation entre le rythme cardiaque (RR) et l'intervalle QT sur un ensemble de cas pathologiques et normaux. Cette étude montre, pour les cas des signaux étudiés normaux, APC et PVC, que la corrélation des intervalles RR et QT, produit une signature qui permet une discrimination entre les cas étudiés.

Mots clés : ECG, complexe QRS, intervalle RR, intervalle QT, Ondelettes, analyse multirésolution, filtrage, détection, corrélation, MIT/BIH.

ANNEXE

ANNEXE A

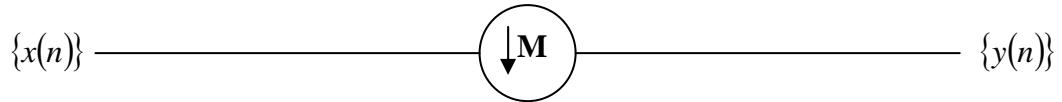
OPERATEURS DE DECIMATION ET D'INTERPOLATION

A.1 DECIMATION

Un décimateur par M garde seulement un échantillon sur M d'un signal. Dans le domaine temps, une décimation de M points d'une séquence d'entrée $\{x(n)\}$ s'écrit:

$$y(n) = x(nM); \quad \text{pour } n \in \mathbb{Z} \quad (\text{A.1})$$

Le schéma suivant décrit le système d'un décimateur par M :



Dans la suite seul un décimateur par $M = 2$ sera utilisé. En terme de matrice, l'équation (A.1) s'écrit :

$$[y] = \left[DEC_{\downarrow 2} \right] [x] \quad (\text{A.2})$$

ou

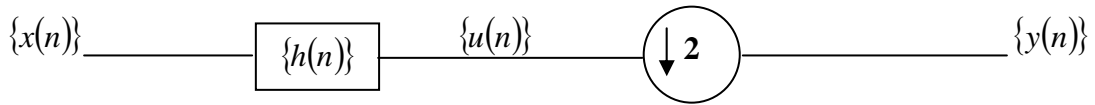
$$\begin{bmatrix} \cdot \\ \cdot \\ y(-2) \\ y(-1) \\ y(0) \\ y(1) \\ y(2) \\ y(3) \\ \cdot \\ \cdot \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdot & \cdot \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \cdot \\ \cdot & \cdot & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \cdot \\ \cdot & \cdot & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \cdot \\ \cdot & \cdot & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \cdot \\ \cdot & \cdot & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \cdot \\ \cdot & \cdot & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \cdot \\ \cdot & \cdot & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \cdot \\ \cdot & \cdot & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \cdot \\ \cdot & \cdot & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \cdot \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cdot \\ \cdot \\ x(-2) \\ x(-1) \\ x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ x(3) \\ \cdot \\ \cdot \end{bmatrix} \quad (\text{A.3})$$

La matrice de décimation est orthogonale, $\left[DEC_{\downarrow 2} \right]^{-1} = \left[DEC_{\downarrow 2} \right]^t$, en conséquence, la décimation est une transformation orthogonale.

Convolution puis décimation :

Mathématiquement, l'expression d'un tel opérateur est : $y(n) = \{h(n) * x(n)\}_{\downarrow 2}$ (A.4)

Le schéma suivant représente le processus de convolution suivi d'une décimation :



On obtient ainsi :

$$u(n) = \sum_k x(k)h(n-k) \tag{A.5}$$

Puis après décimation par deux :

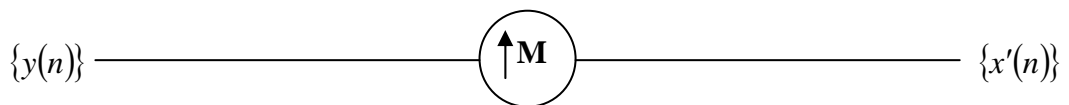
$$y(n) = u(2n) = \sum_k x(k)h(2n-k) \tag{A.6}$$

A.2 INTERPOLATION

L'interpolation de données signifie l'ajout de points entre ces données pour augmenter l'échantillonnage. Supposons que $\{y(n)\}$ soit l'entrée d'un interpolateur. L'augmentation du nombre d'échantillons par M , implique une insertion de $M-1$ zéros entre les points de la séquence $\{y(n)\}$:

$$x'(n) = \begin{cases} y\left(\frac{n}{M}\right) & \text{pour } n = kM, k \in Z \\ = 0 & \text{si non} \end{cases} \tag{A.7}$$

Le schéma suivant décrit le système d'un interpolateur par M :



Dans la suite seul un interpolateur par $M = 2$ sera utilisé. En terme de matrice, l'équation (A.7) s'écrit :

$$[x'] = \left[INT_{\uparrow 2} \right] [y] \tag{A.8}$$

ou

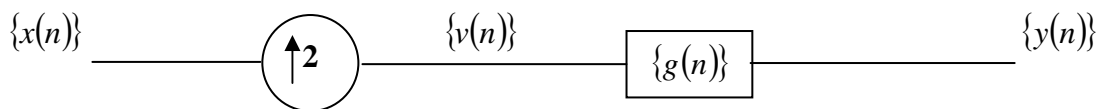
$$\begin{bmatrix} \cdot \\ \cdot \\ x'(-2) \\ x'(-1) \\ x'(0) \\ x'(1) \\ x'(2) \\ x'(3) \\ x'(4) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cdot & 0 & 1 & 0 & \cdot \\ \cdot & 0 & 0 & 0 & \cdot \\ \cdot & 0 & 1 & 0 & \cdot \\ \cdot & 0 & 0 & 0 & \cdot \\ \cdot & 0 & 0 & 0 & \cdot \\ \cdot & 0 & 1 & 0 & \cdot \\ \cdot & 0 & 0 & 0 & \cdot \\ \cdot & 0 & 0 & 0 & \cdot \\ \cdot & 0 & 1 & 0 & \cdot \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cdot \\ \cdot \\ y(-2) \\ y(-1) \\ y(0) \\ y(1) \\ y(2) \\ y(3) \\ y(4) \end{bmatrix} \tag{A.9}$$

Interpolation puis convolution :

Mathématiquement, l'expression d'un tel opérateur est :

$$y(n) = \left\{ g(n) * [x(n)]_{\uparrow 2} \right\} \tag{A.10}$$

Le schéma suivant représente le processus d'interpolation suivi d'une convolution :



On obtient ainsi :

$$y(n) = \sum_k v(k) g(n-k) \tag{A.11}$$

Puis interpolation par deux, avec $v(k) = x(k/2)$ pour les k pairs :

$$\begin{aligned}
 y(n) &= \sum_{k: \text{pair}} x(k/2) g(n-k) \\
 &= \sum_p x(p) g(n-2p)
 \end{aligned} \tag{A.12}$$

ANNEXE B

BASE DE DONNÉE MIT/BIH

Depuis 1975, les laboratoires de l'hôpital de Beth Israël à Boston et MIT ont réalisé une base de données MIT/BIH, qui a été commencée à être distribuée en 1980. Cette base de données contient 48 enregistrements extraits d'une demi-heure des enregistrements ambulatoires à deux voies d'ECG, obtenus à partir de 47 sujets étudiés par le laboratoire d'arythmie de BIH entre 1975 et 1979. Vingt-trois enregistrements ont été choisis au hasard d'un ensemble de 4000 enregistrements ambulatoires de 24 heures d'ECG rassemblées d'une population mélangée des patients hospitalisés (60 %) et des patients non hospitalisés (40 %) à l'hôpital de Beth Israël à Boston (les séries "100"), les 25 enregistrements restants ont été choisis parmi les mêmes enregistrements mais en considération des arythmies rarement observés qui ont une signification clinique (les séries "200").

Les enregistrements ont été échantillonnés à une fréquence $f_e = 360 \text{ Hz}$ avec une résolution de 11 bits sur une gamme de 10 mV. Deux cardiologues ou plus ont indépendamment annoté chaque enregistrement, environ 110.000 annotations ont été inclus avec la base de données.

[\[Chikh05\]](#)

Une description plus détaillée de la base MIT-BIH est présentée dans les tableaux B.1 et B.2 ci-dessous [MIT97]:

Le tableau B.1 présente les annotations des battements cardiaque de la base de donnée MIT/BIH.

Annotation	Description
N	Battement normal (Normal beat)
A	Contraction auriculaire prématuré (Atrial Premature Contraction)
V	Contraction ventriculaire prématuré (Premature Ventricular Contraction)
a	Contraction auriculaire prématuré abérré (aberrated Atrial Premature Contraction)
R	Bloc de branche droit (Right bundle branch block)
L	Bloc de branche gauche (Left bundle branch block)
P	Battement ectopique (Paced beat)
F	Fusion des battements V et N (fusion of ventricular and normal beat)
f	Fusion des battements P et N (fusion of paced and normal beat)
J	Battement nodal (ou jonctionnel) prématuré (Nodal (Junctional) premature beat)
j	Battement nodal (ou jonctionnel) échappé (nodal (junctional) espace beat)
E	Battement ventriculaire échappé (ventricular espace beat)
e	Battement auriculaire échappé (atrial espace beat)
S	Battement supraventriculaire prématuré (Supraventricular premature beat)
Q	Battement non classé (unclassified beat)

Tableaux B.1 : les annotations des battements cardiaque de la base de donnée MIT/BIH

Le tableau B.2 présente le contenu des fichiers d'annotations associés à la base de donnée MIT/BIH.

M : masculin, F : féminin et N.E : non enregistré

Enregistrement			Annotation														Total	
	Sexe	Age	N	A	V	a	R	L	P	F	f	J	j	E	e	S	Q	
100	M	69	2239	33	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2273
101	F	75	1860	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1863
102	F	84	99	0	4	0	0	0	2028	0	56	0	0	0	0	0	0	2187
103	M	N.E	2082	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2084
104	F	66	163	0	2	0	0	0	1380	0	666	0	0	0	0	0	18	2229
105	F	73	2526	0	41	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	2572
106	F	24	1507	520	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2027
107	M	63	0	0	59	0	0	0	2078	0	0	0	0	0	0	0	0	2137
108	F	87	1740	4	16	0	0	0	0	2	0	0	1	0	0	0	0	1763
109	M	64	0	0	38	0	0	2492	0	2	0	0	0	0	0	0	0	2532
111	F	47	0	0	1	1	1	2123	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2124
112	M	54	2537	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2539
113	F	24	1789	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1795
114	F	72	1820	10	43	0	0	0	0	4	0	2	0	0	0	0	0	1879
115	F	39	1953	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1953
116	M	68	2302	1	109	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2412
117	M	69	1534	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1535
118	M	69	0	96	16	0	2166	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2278
119	F	51	1543	0	444	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1987
121	F	83	1861	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1863
122	M	51	2476	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2476
123	F	63	1515	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1518
124	M	77	0	2	47	0	1531	0	0	5	0	29	5	0	0	0	0	1619
200	M	64	1743	30	836	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	2601
201	M	68	1625	30	198	97	0	0	0	2	0	1	10	0	0	0	0	1963
202	M	68	2061	36	19	19	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	2136
203	M	43	2529	0	444	2	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	4	2980
205	M	59	2571	3	71	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	2656
207	F	89	0	107	105	0	86	1457	0	0	0	0	0	105	0	0	0	1860
208	F	23	1586	0	992	0	0	0	0	373	0	0	0	0	0	2	2	2955
209	M	62	2621	382	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3004
210	M	89	2423	0	194	22	0	0	0	10	0	0	0	1	0	0	0	2650
212	F	32	923	0	0	0	1825	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2748
213	M	61	2641	25	220	3	0	0	0	362	0	0	0	0	0	0	0	3251
214	M	53	0	0	256	0	0	2002	0	1	0	0	0	0	0	0	2	2261
215	M	81	3196	2	164	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	3363
217	M	65	244	0	162	0	0	0	1542	0	260	0	0	0	0	0	0	2208
219	M	N.E	2082	7	64	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	2154
220	F	87	1954	0	94	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2048
221	M	83	2031	0	396	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2427
222	M	84	2062	208	0	0	0	0	0	0	0	1	212	0	0	0	0	2483
223	M	73	2029	72	473	1	0	0	0	14	0	0	0	0	16	0	0	2605
228	F	80	1688	3	362	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2063
230	M	32	2255	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2256
231	F	72	314	1	2	0	1254	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1571
232	F	76	0	1382	0	0	397	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1780
233	M	57	2230	7	831	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	3079
234	M	56	2700	0	3	0	0	0	0	0	0	50	0	0	0	0	0	2753
Total			75054	2544	7129	150	7259	8074	7028	803	982	83	229	106	16	2	33	109492

Tableaux B.2 : le contenu des fichiers d'annotations de la base de donnée MIT/BIH.