

UNIVERSITE ABOU-BAKR BELKAID-TLEMCCEN

FACULTE DES SCIENCES DE L'INGENIEUR

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

---

LABORATOIRE GENIE BIOMEDICAL

## THESE DE DOCTORAT EN ELECTRONIQUE

Option : Traitement du signal

THEME

<p><b>ANALYSE ET SYNTHESE DE METHODES DE DETECTION DU COMPLEXE QRS DU SIGNAL ELECTROCARDIOGRAMME</b></p>
--

Présentée par

**M. HADJ SLIMANE Zine-Eddine**

Soutenue en février 2006 devant le jury composé de :

M. BENDIMERAD F. T. <i>Professeur, Université Abou-Bekr Belkaid de Tlemcen</i>	Président
M. BEREKSI-REGUIG F. <i>Professeur, Université Abou-Bekr Belkaid de Tlemcen</i>	Directeur de Thèse
M. SENHADJI L. <i>Professeur, LTSI Université de Rennes 1, France</i>	Examineur
M. DJEBBARI A. <i>Professeur, Université de Sidi Bel abbés</i>	Examineur
M. KHELIF M. <i>Maître de conférence, Université Abou-Bekr Belkaid de Tlemcen</i>	Examineur
M. DEBBAL S. M. <i>Maître de conférence, Université Abou-Bekr Belkaid de Tlemcen</i>	Examineur
M. MEZIANE TANI A. <i>Maître assistant en cardiologie, centre hospitalo-universitaire de Tlemcen</i>	Membre Invité



*A mes chers parents,  
A tous les membres de ma famille,  
A tous ceux qui me sont chers.*

## **REMERCIEMENTS**

L'occasion m'est offerte ici, à l'heure où cette thèse s'achève, pour remercier vivement Monsieur BEREKSI REGUIG Fethi, Professeur à l'université Abou-Bekr Belkaid et Directeur du laboratoire GBM, pour les conseils et le support constant qu'il m'a apporté.

Je tiens à remercier respectueusement Monsieur BENDIMERAD F. T., d'avoir accepté la présidence du jury.

Je remercie également Messieurs :

SENHADJI L., DJEBARRI A., KHELIF M., DEBBAL S. M. et MEZIANE

TANI A. qui m'ont honoré en acceptant de faire partie du jury.

# SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE.....	1
<b>CHAPITRE I : LES NOTIONS DE BASE DE L'ELECTROCARDIOGRAPHIE</b>	
I.1. Introduction.....	3
I.2. Historique de l'électrocardiographie.....	3
I.3. Rappels anatomique et fonctionnel.....	4
I.4. Activité électrique du cœur.....	5
I.5. Les voies de conduction normales.....	10
I.6. Principe d'enregistrement.....	11
I.6.1. Dérivations périphériques standard d'Einthoven.....	11
I.6.2. Dérivations périphériques unipolaires de Goldberger.....	12
I.6.3. Dérivations précordiales unipolaires de Wilson.....	12
I.7. Aspect normal des ondes P-QRS-T.....	13
I.8. Les sources de bruits dans les signaux électrocardiographiques.....	14
I.9. Les arythmies cardiaques.....	15
I.10. La base de données MIT-BIH.....	16
I.11. Conclusion.....	17
<b>CHAPITRE II : FILTRAGE DU SIGNAL ECG</b>	
II.1. Introduction.....	18
II.2. Structure du filtre.....	19
II.3. Résultats expérimentaux.....	21
II.4. Conclusion.....	23
<b>Chapitre III : METHODES DE DETECTION DES COMPLEXES QRS</b>	
III.1. Introduction.....	24
III.2. Performance d'un détecteur de complexe QRS.....	24
III.3. La méthode de Pan & Tompkins pour la détection du complexe QRS.....	25
III.3.1. Présentation de la méthode.....	25
III.3.2. Limites de la méthode.....	27
III.4. La méthode de Laguna et al. pour la détection du complexe QRS.....	28
III.4.1. Présentation de la méthode.....	28
III.4.2. Limites de la méthode.....	30

III.5. Méthode de Dubois.....	30
III.5.1. Présentation de la méthode.....	30
III.5.2. Limites de la méthode.....	33
III.6. Méthode de Kang-Ping Lin et Walter H.Chang pour l'analyse du signal ECG.....	34
III.6.1. Structure de base d'un prédicteur linéaire.....	34
III.6.2. Présentation de la méthode.....	35
III.6.3. Limites de la méthode.....	36
III.7. Méthode de YING SUN et al. pour la détection des complexes QRS en temps réel.....	38
III.7.1. Présentation de la méthode.....	38
III.7.2. Limites de la méthode.....	39
III.8. Méthode de Ivaylo I Christov pour la détection des complexes QRS en temps réel.....	41
III.8.1. Présentation de la méthode.....	41
III.8.2. Limites de la méthode.....	42
III.9. Conclusion.....	43
<b>Chapitre IV: METHODES NON LINEAIRES POUR LA DETECTION DU COMPLEXE QRS</b>	
IV.1. Introduction.....	44
IV.2. Algorithme 1.....	44
IV.2.1. Présentation de l'algorithme.....	44
IV.2.2. Détection de l'onde R et la mesure de la fréquence cardiaque.....	48
IV.3. Algorithme 2.....	58
IV.3.1. Présentation de la méthode.....	58
IV.3.2. Discussion des résultats.....	62
IV.4. Détection du complexe QRS par le modèle d'Hermite (Algorithme 3).....	67
IV.4.1 Fonction d'Hermite.....	67
IV.4.2. Présentation du système permettant l'estimation adaptative du complexe QRS par le modèle d'Hermite.....	68
IV.4.3. Présentation de l'algorithme.....	71
IV.5. Algorithme 4.....	77
IV.5.1. Présentation de l'algorithme.....	78
IV.5.2. Discussion des résultats.....	81
IV.6. Conclusion.....	88

## **Chapitre V: IDENTIFICATION DES PARAMETRES DU COMPLEXE QRS**

V.1. Introduction.....	89
V.2. Présentation de la méthode.....	89
V.3. Mesure de la durée du complexe QRS.....	95
V.4. Conclusion.....	95
CONCLUSION GENERALE.....	96
Annexe.....	99
BIBLIOGRAPHIE	

## **INTRODUCTION GENERALE**

En dépit des progrès récents, les maladies cardio-vasculaires sont encore responsables de la moitié des décès aux Etats-Unis et dans les pays occidentaux. Ainsi, le diagnostic et le traitement de ces affections restent encore une des préoccupations les plus importantes des médecins. L'électrocardiogramme a suscité la publication d'une abondante littérature qui n'a d'intérêt que pour le spécialiste et il est difficilement envisageable que la majorité des médecins lisent même une petite partie des nombreux articles, monographies ou traités d'électrocardiographie. Donc l'implémentation d'un algorithme aboutissant à un diagnostic est indispensable pour le clinicien, permettant l'interprétation précise de l'électrocardiogramme.

L'électrocardiogramme (ECG) regroupe trois paramètres importants P, QRS, T qui caractérisent l'activité cardiaque, et un quatrième paramètre d'importance non encore identifié l'onde U.

Parmi les ondes caractéristiques du signal ECG ; le complexe QRS. Ce complexe représente le phénomène de dépolarisation des ventricules cardiaques. Une classification battement par battement et automatiquement de ce complexe QRS, est très importante dans le diagnostic des cas pathologiques cardiaques. Cependant une telle classification n'est possible que par une bonne détection du complexe QRS.

Ainsi, nous allons développer plusieurs algorithmes capables de détecter pour chaque battement cardiaque les complexes QRS et de les caractériser par leurs emplacements temporels, leurs largeurs et leurs amplitudes. L'interprétation de ces paramètres en corrélation avec des structures de fonctionnement cardiaques normales, permettent d'aboutir à un aide au diagnostic de cas pathologiques[Hadj, 2000].

Quatre algorithmes (1, 2, 3 et 4) sont proposés pour la détection des complexes QRS. Chacun comporte respectivement trois étapes : Un filtrage linéaire du signal ECG, une transformation non linéaire et une règle de décision. Dans l'algorithme 1,2 et 3, les ondes R sont repérées sur une seule voie d'enregistrement<sup>1</sup>. L'algorithme 4 est testé sur un signal composé de deux signaux issus des deux voies d'enregistrement. Les résultats devraient être les mêmes quelle que soit la voie

---

<sup>1</sup> La base de données MIT-BIH contient 48 enregistrements. Chaque enregistrement contient deux voies d'enregistrements. Chacune des voies fournit un signal ECG issu de l'une des dérivations soit bipolaire ou précordiale.

considérée. Néanmoins le niveau de bruit sur l'une des voies peut être à l'origine de différences.

Les performances de nos résultats sont comparées à d'autres méthodes que nous présenterons dans le cadre de cette thèse.

Les différents algorithmes présentés dans le cadre de cette thèse ont été testés sur les différents enregistrements de la base de données universelle MIT-BIH, dans laquelle chaque complexe QRS a été annoté manuellement et séparément par deux cardiologues.

Les signaux ECG de la base MIT sont contaminés avec différentes sources de bruits. Le filtrage de ces bruits est l'une des étapes la plus importante pour faire apparaître clairement les paramètres du signal ECG et donc faciliter la détection des complexes QRS. Le type de filtre utilisé est à réponse impulsionnelle infinie (RII), type Butterworth. Le phénomène de déphasage du signal est éliminé par l'application d'une structure en cascade qui sera décrite dans le chapitre II.

La détection robuste des complexes QRS constitue le préalable à toute analyse du signal ECG. Beaucoup d'études ont été développées ces dernières années afin de trouver un algorithme fiable et fonctionnant en temps réel. Dans le chapitre III, nous allons décrire et étudier un ensemble d'algorithmes de détection des complexes QRS. Leurs performances seront évaluées et comparées.

Dans le chapitre IV, nous allons présenter les quatre algorithmes que nous avons mis en œuvre pour la détection des complexes QRS. Les performances de nos résultats sont comparées à celles présentées dans le chapitre III.

La deuxième étape de notre travail consiste à mesurer les paramètres du complexe QRS nécessaire au diagnostic des cas pathologiques. Dans ce contexte, un algorithme est mis en œuvre pour la détection du début et de la fin du complexe QRS. Cet algorithme est basé sur l'utilisation de la dérivée seconde et du filtrage passe-bas, ce qui va être traité dans le dernier chapitre.

## **RESUME**

L'électrocardiogramme (ECG), qui représente l'activité électrique du cœur, est largement utilisé pour le diagnostic des maladies cardiaques.

Parmi les ondes caractéristiques du signal ECG ; le complexe QRS. Ce complexe représente le phénomène de dépolarisation des ventricules cardiaques. Une classification battement par battement et automatiquement de ce complexe QRS, est très importante dans le diagnostic des cas pathologiques cardiaques. Cependant une telle classification n'est possible que par une bonne détection du complexe QRS.

Quatre algorithmes (1, 2, 3 et 4) sont proposés pour la détection des complexes QRS. Chacun comporte respectivement trois étapes : Un filtrage linéaire du signal ECG, une transformation non linéaire et une règle de décision.

Les performances de nos résultats sont comparées à d'autres méthodes que nous présenterons dans le cadre de cette thèse.

La deuxième étape de notre travail consiste à mesurer les paramètres du complexe QRS nécessaire au diagnostic des cas pathologiques. Dans ce contexte, un algorithme est mis en œuvre pour la détection du début et de la fin du complexe QRS. Cet algorithme est basé sur l'utilisation de la dérivée seconde et du filtrage passe-bas.

Les différents algorithmes présentés dans le cadre de cette thèse ont été testés sur les différents enregistrements de la base universelle MIT-BIH, dans laquelle chaque complexe QRS a été annoté manuellement et séparément par deux cardiologues.

# **CHAPITRE I : LES NOTIONS DE BASE DE L'ELECTROCARDIOGRAPHIE**

## **I.1. Introduction**

Ce chapitre rappelle d'abord quelques notions de base sur l'électrocardiographie. Nous décrivons ensuite le principe d'enregistrement, l'aspect normal d'un signal ECG et les différentes sources de bruits qui peuvent contaminer le signal ECG. Ensuite, une présentation d'arythmies cardiaques est faite. Ce chapitre s'achève par la présentation de la base de donnée MIT-BIH sur laquelle s'appuiera l'ensemble de nos tests.

## **I.2. Historique de l'électrocardiographie**

Le potentiel électrique généré par l'activité musculaire est connu depuis les travaux de Carlo Matteucci en 1820. Les premières expériences ont été réalisées en 1878 par John Burden Sanderson et Frederick Page qui ont pu détecter 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 du rythme et la prévention de l'infarctus du myocarde.

### I.3. Rappels anatomique et fonctionnel

Dans le corps humain, le cœur se situe un peu à gauche du centre du thorax, en arrière du sternum : C'est un organe creux mû par un muscle, le myocarde, et enrobé du péricarde (pericardium); il est entouré par les poumons.

Le cœur d'un adulte pèse de 300 à 350 grammes. Il consiste en quatre chambres : Les atria ou oreillettes en haut, et les ventricules en bas. Un mur musculaire épais, le septum, divise l'atrium et le ventricule gauche de l'atrium et le ventricule droit, évitant le passage de sang entre les deux moitiés du cœur. Des valvules entre les atria et les ventricules assurant le passage unidirectionnel coordonné du sang depuis les atria vers les ventricules.

Les ventricules ont pour fonction de pomper le sang vers le corps ou vers les poumons. Leurs parois sont plus épaisses que celles des atria, et la contraction des ventricules est plus importante pour la distribution du sang.

Le schéma fonctionnel du cœur est représenté sur la figure I.1.

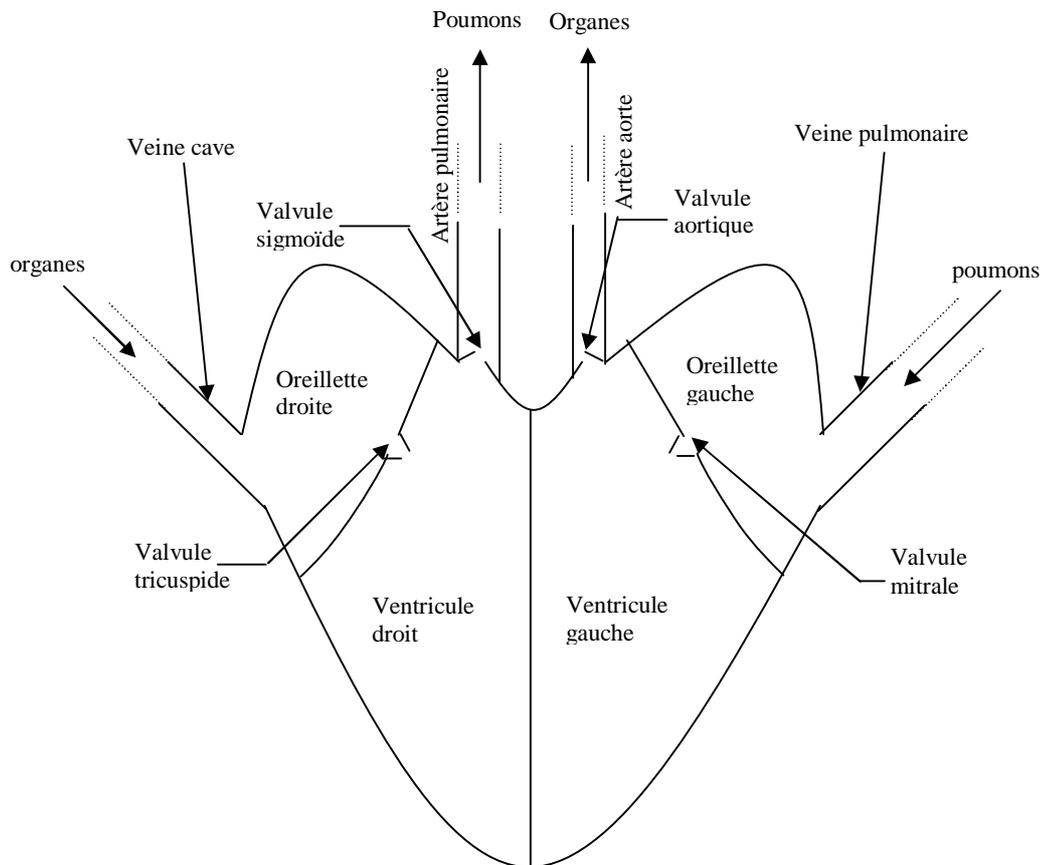


Figure I.1: Schéma fonctionnel du cœur

#### **I.4. Activité électrique du cœur [Gil, 1982]**

La contraction myocardique et l'éjection ventriculaire qui en résulte nécessitent l'activation électrique préalable des cellules musculaires ; cette activation électrique locale et sa propagation constituent la dépolarisation. En fin de contraction, la différence de potentiel transmembranaire des cellules myocardiques est restaurée afin qu'une nouvelle dépolarisation puissent s'accomplir : il s'agit de la repolarisation. Le corps humain étant électriquement conducteur, les forces de dépolarisation et de repolarisation peuvent être recueillies par de petites pièces de métal appelées électrodes exploratrices, qui sont attachés aux bras, aux jambes et sur le thorax des patients.

Différentes électrodes peuvent être utilisées selon deux modes pour explorer l'activité électrique du cœur. Dans le premier cas, on compare la valeur du potentiel d'une électrode par rapport à une autre, on utilise alors une dérivation dite bipolaire : une électrode est considérée comme positive et l'autre comme négative. Par convention, une impulsion électrique qui se propage vers l'électrode positive sera représentée sur l'enregistrement ECG par une onde positive (la déflexion se dirige vers le haut du tracé) ; au contraire, si l'activité électrique fuit l'électrode positive ou se dirige vers l'électrode négative, on observera une onde négative (la déflexion est orientée vers le bas du tracé). Dans le second mode, on compare une électrode à un point de référence dont le potentiel est égal à la moyenne de tous les potentiels recueillis par les électrodes : il s'agit alors d'une dérivation unipolaire et l'électrode est considérée comme négative. Comme dans le mode précédent, toute activité électrique se dirigeant vers l'électrode est enregistrée par une déflexion positive et dans le cas contraire par une déflexion négative.

Pour mieux comprendre l'aspect électrique des phénomènes de dépolarisation et de repolarisation, on peut examiner ce qui se passerait au niveau d'une hypothétique cellule myocardique isolée. Celle-ci est représentée sur la figure I.2. Pendant l'une et l'autre phase, les forces électriques vont se propager comme une onde, d'une extrémité à l'autre de la surface de la cellule. Cette onde de dépolarisation peut être détectée par trois électrodes unipolaires dont l'une est placée au milieu et les deux autres à chacune des extrémités du modèle. Sur le schéma, l'électrode unipolaire placée à droite a été désignée comme l'électrode positive et celle placée à gauche est considérée comme négative. Au repos, les charges électriques sont égales sur toute la

surface, il n'existe pas de différence de potentiel entre les deux extrémités et on n'observe aucune activité électrique : l'enregistreur ne laisse apparaître qu'un tracé horizontal, continu et stable. Sur la figure I.3, la dépolarisation débute à l'extrémité gauche et se propage vers la droite. L'électrode de gauche voyant apparaître des charges négatives, son potentiel devient négatif par rapport aux deux autres, et elle fait apparaître sur l'enregistreur une déflexion négative. Au même instant, l'électrode de droite devient positive par rapport à la première ou au potentiel de référence, et elle transmet une déflexion positive ; il en est de même pour l'électrode médiane. Comme l'indique la figure I.4, la dépolarisation se poursuit uniformément dans le même sens, l'électrode négative est de plus en plus négative et la déflexion initiale se poursuit vers le bas de l'enregistrement, alors que l'électrode positive voit son potentiel croître avec, comme traduction graphique, une onde positive symétrique de la première. L'évolution du potentiel local de l'électrode placée au milieu de la fibre est diphasique ; d'abord positif, il devient négatif lorsque l'onde de dépolarisation l'a dépassé. Lorsque la dépolarisation est presque totale (Figure I.5) l'électrode de gauche enregistre un fort potentiel négatif, l'électrode droite un potentiel positif symétrique et l'électrode médiane devient de plus en plus négative. En fin de dépolarisation (Figure I.6), il n'existe plus de différence de potentiel entre les deux extrémités et le tracé de l'électrocardiogramme revient à la ligne de base. Notre cellule est maintenant complètement dépolarisée.

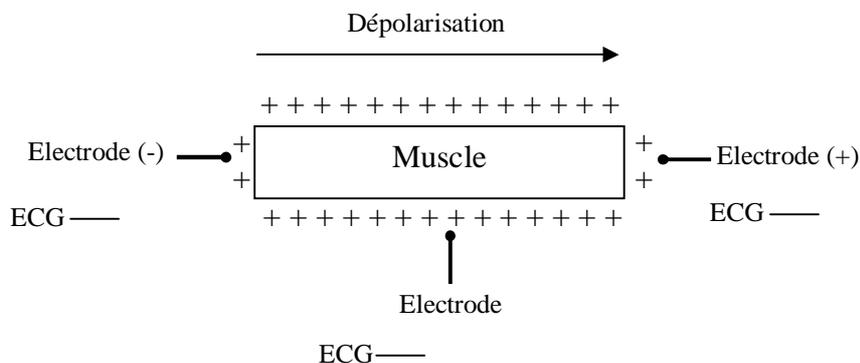
La phase de repolarisation débute pendant la contraction myocardique. Dans le muscle ventriculaire normal, l'onde de repolarisation part de la dernière zone dépolarisée et suit une direction opposée à l'onde de dépolarisation. La figure I.7 montre ce cheminement inverse, l'électrode de gauche devenant progressivement plus négative, elle donne naissance à une déflexion négative, alors que l'électrode de droite explorant une zone maintenant repolarisée, devient plus positive et elle enregistre une déflexion qui se dirige vers le haut du tracé. L'électrode médiane qui avait enregistré une onde diphasique pendant la dépolarisation recueille pendant la repolarisation une variation identique des potentiels (la repolarisation apparaît d'abord progressivement positive puis négative après le passage de l'onde devant l'électrode). La figure I.8 montre la cellule complètement repolarisée. Il faut noter que la vitesse de propagation de l'onde de repolarisation est beaucoup plus faible que celle de l'onde de dépolarisation, et que l'amplitude des potentiels est plus faible. Sur l'enregistrement,

cette deuxième phase est donc représentée par une onde beaucoup plus large et de plus faible amplitude que le complexe rapide lié à la dépolarisation.

Cette représentation simplifiée de l'activité électrique d'une cellule isolée permet de souligner les deux points suivants :

- 1- La progression d'une onde de dépolarisation vers une électrode positive se traduit par une réflexion dirigée vers le haut sur l'électrocardiogramme. Au contraire, lorsqu'elle se dirige vers une électrode négative, la déflexion enregistrée est orientée vers le bas du tracé. Lorsque le sens de l'onde de dépolarisation est perpendiculaire à l'axe de la dérivation exploratrice, le potentiel enregistré est diphasique.
- 2- Le sens des déflexions de dépolarisation et de repolarisation, doivent être identiques ; si, pendant la dépolarisation, on enregistre une déflexion positive, il doit en être de même pendant la repolarisation. Ceci reste vrai si l'onde de dépolarisation apparaît comme diphasique, l'onde de repolarisation doit être elle aussi diphasique.

Ce schéma permet de comprendre les phénomènes de dépolarisation et de repolarisation d'un élément musculaire exploré dans un plan par trois dérivations. Mais le cœur est un organe tridimensionnel et les forces de dépolarisation doivent être observées par de nombreuses électrodes. Habituellement l'électrocardiogramme conventionnel comporte douze dérivations. Les six premières dérivations sont désignées par : DI, DII, DIII, aVR, aVL et aVF ; on les appelle les dérivations des membres car elles sont obtenues à partir des électrodes attachées aux bras et aux jambes. Les dérivations des membres explorent l'activité électrique du cœur dans le plan frontal, plan que l'on peut imaginer lorsque l'on regarde de face la paroi antérieure du thorax. Les six dernières dérivations précordiales explorent le cœur selon un plan horizontal passant par les 4<sup>ème</sup> et 5<sup>ème</sup> espaces intercostaux.



**Figure I.2:** Cellule musculaire au repos

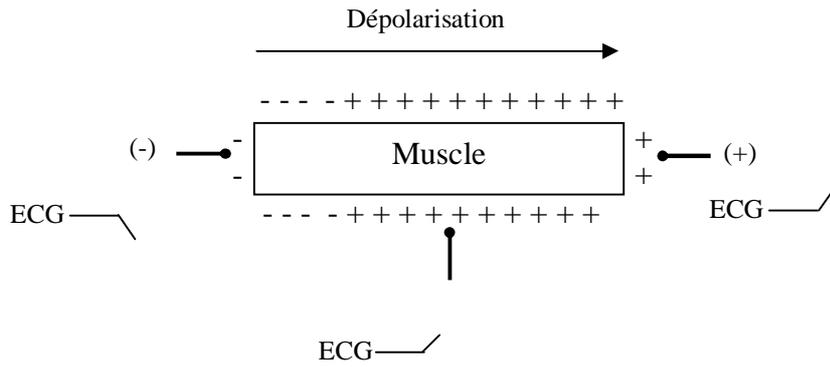


Figure I.3: Cellule musculaire au début de la dépolarisation

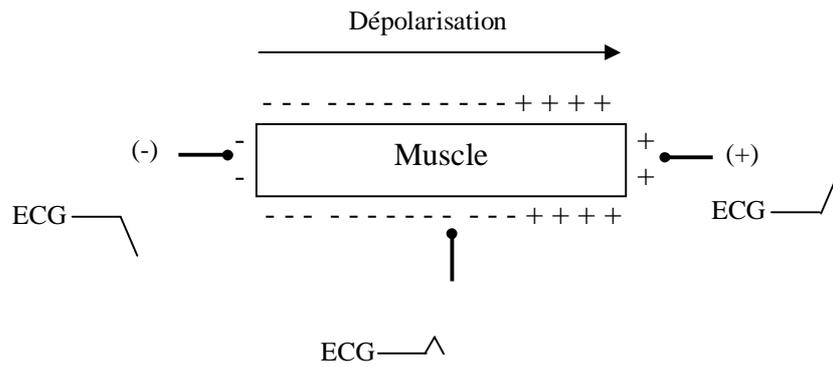


Figure I.4: Cellule musculaire au milieu de la dépolarisation

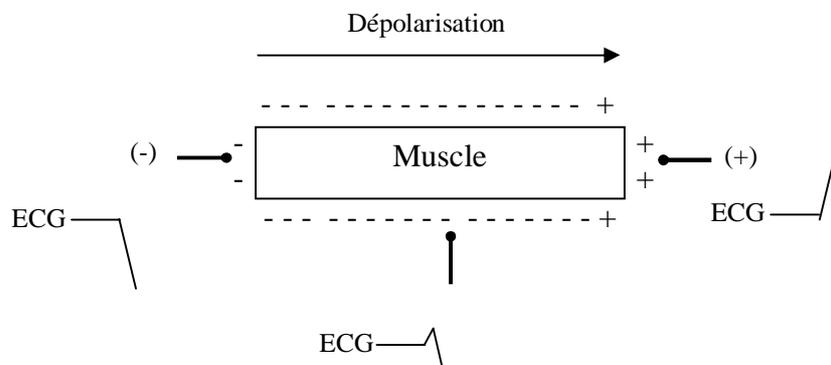


Figure I.5: Cellule musculaire en fin de dépolarisation

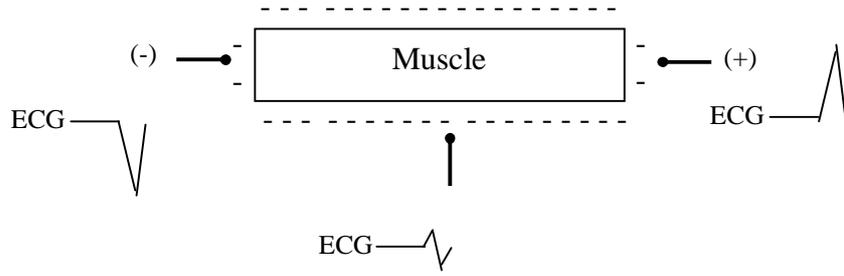


Figure I.6: Cellule musculaire dépolarisée

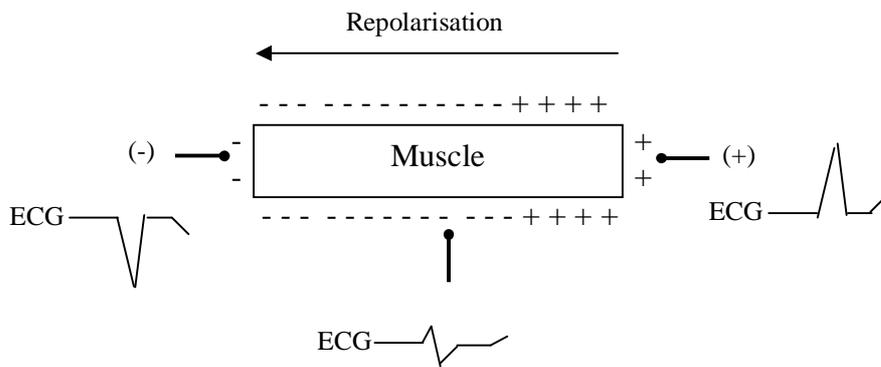


Figure I.7: Repolarisation d'une cellule musculaire

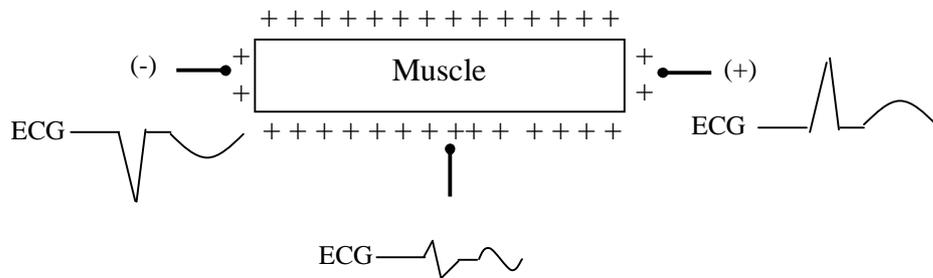
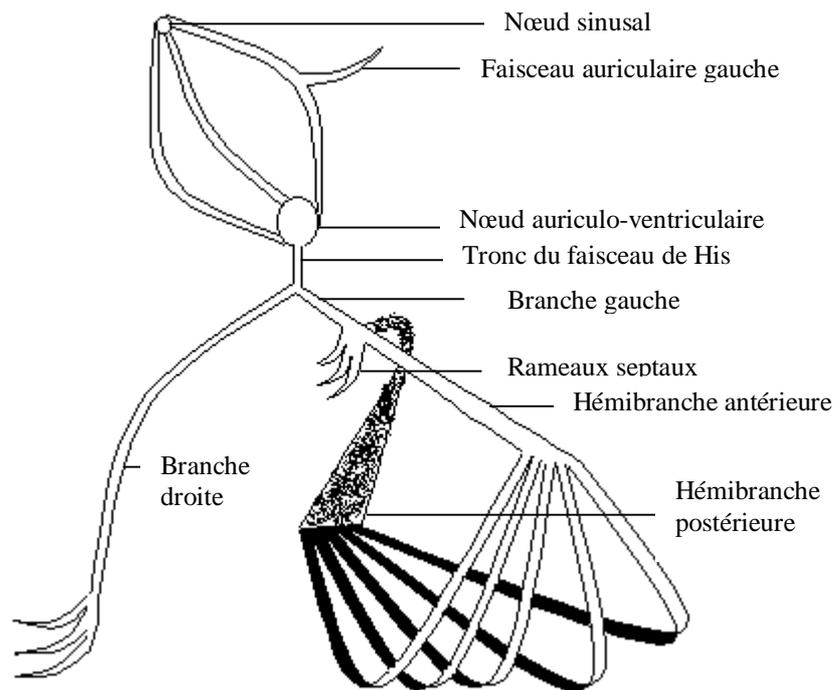


Figure I.8: Cellule musculaire repolarisée

### I.5. Les voies de conduction normales [Gil, 1982]

La figure I.9 montre le schéma des principales voies de conduction. Après le nœud sinusal, l'oreillette droite puis l'oreillette gauche sont successivement activées. Le tissu spécifique du nœud auriculo-ventriculaire, du tronc du faisceau de His, puis de ses branches permet ensuite le transit de l'onde de dépolarisation jusqu'au ventricule. La branche droite du faisceau de His chemine sous l'endocarde du septum interventriculaire avant de se diviser en de nombreuses ramifications (réseau du purkinje) à l'apex du ventricule droit. La branche gauche se divise beaucoup plutôt après sa naissance du faisceau de His. Une petite branche septale se divise ensuite en deux faisceaux : la branche antérieure s'étend à toute la paroi antérieure et latérale du ventricule gauche, alors que la branche postérieure est destinée à la face postérieure. Chacune de ces branches de division s'arborise ensuite avec le réseau de purkinje.



**Figure I.9:** Les Voies de conduction normale.

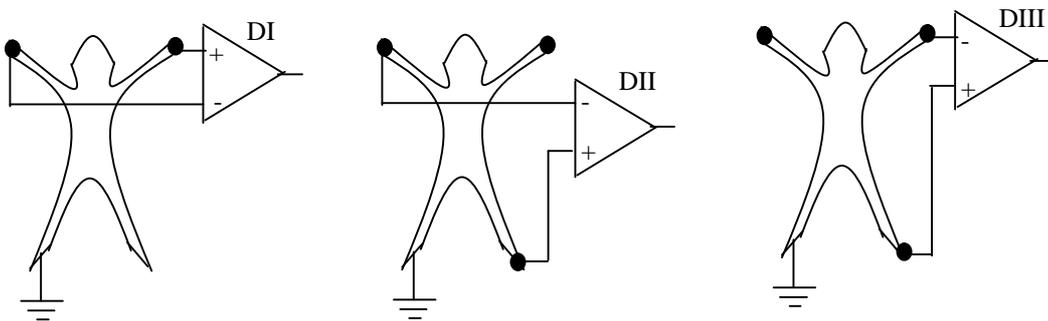
## I.6. Principe d'enregistrement [Enc, 1983]

Le signal ECG peut être enregistré sur différents sites du corps d'un sujet par l'intermédiaire d'électrode. Selon leurs emplacements, on distingue différentes dérivations. Ainsi on distingue :

### I.6.1. Dérivations périphériques standard d'Einthoven

Elles sont au nombre de trois. Ces dérivations sont bipolaires. Elles permettent la mesure des différences de potentiel entre des points très éloignés au niveau du corps. On distingue (Figure I.10) :

- La dérivation I (DI) : Mesure bipolaire entre bras gauche et bras droit.
- La dérivation II (DII) : Mesure bipolaire entre jambe gauche et bras droit.
- La dérivation III (DIII) : Mesure bipolaire entre jambe gauche et bras gauche.



**Figure I.10:** Dérivations bipolaires périphériques standard

### I.6.2. Dérivations périphériques unipolaires de Goldberger

Elles permettent de mesurer les variations de potentiel aux extrémités du corps au moyen d'une électrode exploratrice (pôle positif). Ce potentiel étant comparé à celui d'une électrode de référence (pôle négatif) dont le potentiel est nul (Figure I.11). Les dérivations sont connues par aVR, aVL et aVF ; où "a" : augmented voltage ; indique que le potentiel recueilli par chacune de ces dérivations est amplifié. Le "V" signifie qu'il s'agit d'une dérivation unipolaire. "R", "L", "F" est (Right, Left, Foot).

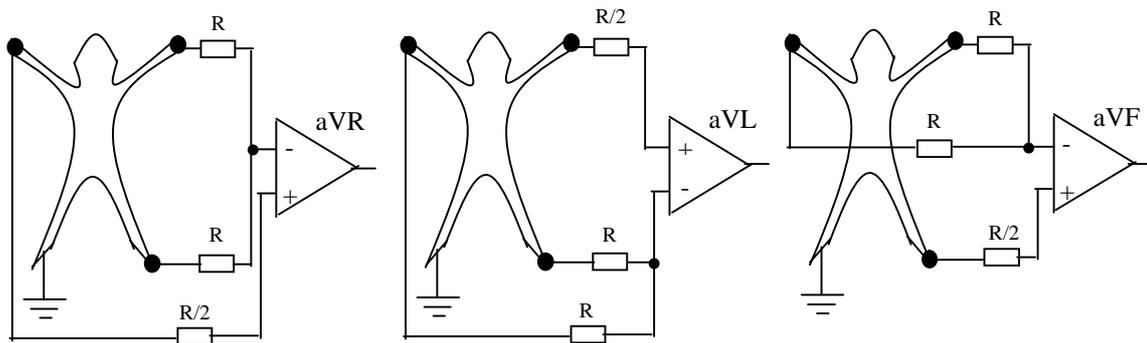
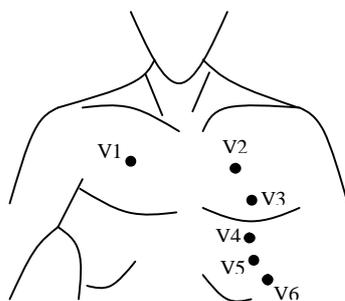


Figure I.11: Dérivations unipolaires de Goldberger

### I.6.3. Dérivations précordiales unipolaires de Wilson

L'électrode de référence est de type Wilson. Les électrodes exploratrices sont placées près du cœur, en des endroits précis (Figure I.12). Ainsi, on reconnaît six types de dérivations précordiales :

- V1 : électrode placée à droite du sternum
- V2 : électrode placée à gauche du sternum
- V3 : électrode placée à mi-distance entre V2 et le mamelon
- V4 : électrode placée sous le mamelon
- V5 : électrode placée à mi-distance entre le mamelon et la ligne axillaire
- V6 : électrode placée sur la ligne axillaire



**Figure I.12:** Dérivations précordiales unipolaires

### I.7. Aspect normal des ondes P-QRS-T [Enc, 1983] [Gil, 1982]

Le tracé relevé, nommé électrocardiogramme (ECG), présente un aspect caractéristique ; ses déformations sont le signe d'anomalies dans le fonctionnement cardiaque. A l'état normal, de part et d'autre de la ligne isoélectrique<sup>(\*)</sup>, il présente des crêtes qui se succèdent régulièrement au cours d'une révolution cardiaque et correspondent à la propagation de l'influx nerveux dans le myocarde. Leur repérage se fait à l'aide de lettres et on les nomme ondes P, Q, R, S, T, U, qui se distribuent de part et d'autre de la ligne isoélectrique (Figure I.13) :

- L'onde P : correspond à la contraction de l'oreillette. Cette onde a une durée inférieure à 0.12 seconde tandis que son amplitude est inférieure à 0.25 mv.
- L'espace PQ : correspond au temps écoulé entre le début de la contraction de l'oreillette et celle du ventricule. C'est le temps de conduction atrio-ventriculaire (ou auriculo-ventriculaire). Il est normalement de 0.16 seconde.
- Le complexe QRS : reflète la contraction des deux ventricules, sa durée est de 0.08 seconde ;
  - La pointe Q est négative et de faible amplitude
  - La pointe R est positive et de grande amplitude
  - La pointe S est négative et de faible amplitude
- L'onde T : correspond à la fin de la contraction ventriculaire et à la repolarisation du myocarde. La durée QT est de 0.36 seconde.
- L'onde U apparaît parfois mais elle n'est pas utilisée pour le diagnostic.

<sup>(\*)</sup> Ligne isoélectrique : ligne d'équilibre de l'activité cardiaque dont le potentiel est constant.

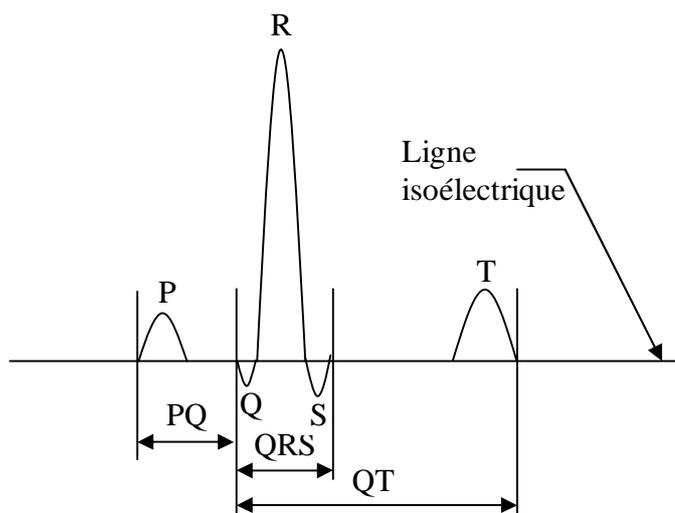
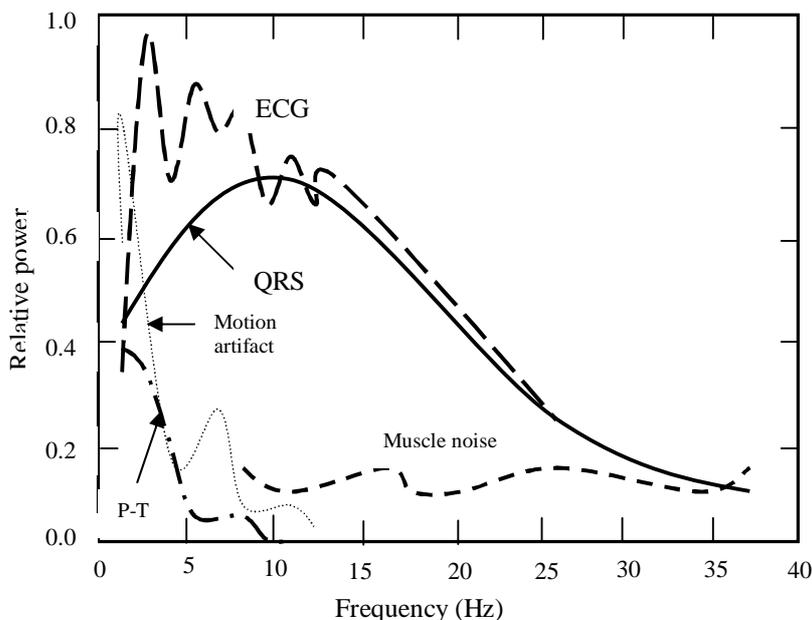


Figure I.13: Aspect normal des ondes du signal ECG

## I.8. Les sources de bruits dans les signaux électrocardiographiques [Hadj, 1998]

Le signal électrocardiogramme (ECG) obtenu lors de l'enregistrement est généralement contaminé avec différentes sources de bruits. Celles ci peuvent perturber les caractéristiques de phase et d'amplitude du signal utile. Parmi ces bruits on peut citer :

- **Electromyogramme (EMG) [Dal, 1985]:** Il est dû aux variations de potentiel engendrées au sein des tissus musculaires. Son amplitude est la même que le signal ECG mais il se produit dans les hautes fréquences.
- **Les bruits provoqués par les ondulations de la ligne de base [Van, 1985] :** La ligne de base est la ligne d'équilibre de l'activité cardiaque : Elle doit être isoélectrique. Des ondulations de très basses fréquences dues aux mouvements du sujet où au mauvais contact des électrodes, peuvent perturber cette ligne.
- **Interférence du réseau 50 Hz**
- **Motion artefact [Joh, 1984]:** C'est la forme de bruit la plus difficile à extraire des signaux ECG, et ceci en raison du chevauchement de son spectre avec celui de l'ECG ainsi que sa morphologie qui ressemble celles des ondes P, QRS, T. La figure I.14 montre les différentes densités spectrales du signal ECG, du complexe QRS et les différents types de bruits associés au signal ECG [Nit, 1984a] [Nit, 1984b].



**Figure I.14 :** Différentes densités spectrales du signal ECG, du complexe QRS et les différents types de bruits associés au signal ECG

### I.9. Les arythmies cardiaques [Gil, 1982]

La mesure correcte des paramètres du complexe QRS conduit à identifier quelques troubles du rythme cardiaque. Ces anomalies sont regroupées sous le terme d'arythmies. Devant une arythmie cardiaque on se pose les questions suivantes :

- La durée de QRS est-elle normale ou non ?

La présence d'un QRS fin indique un cheminement de la dépolarisation par les voies de conduction normales du système de His-Purkinje. Si tel est le cas, l'origine du trouble du rythme siège dans les oreillettes ou le tissu de conduction du nœud auriculo-ventriculaire ou du faisceau de His (l'ensemble constituant la zone jonctionnelle). Un tel trouble du rythme est désigné par le terme d'arythmie supra ventriculaire puisque son origine siège au-dessus des ventricules. A l'inverse, un QRS large indique un cheminement de la dépolarisation en dehors des voies de conduction normales. Dans ce cas, le rythme peut prendre naissance soit dans un foyer ectopique ventriculaire soit dans un foyer supra ventriculaire mais il existe alors un trouble de conduction intra ventriculaire. Dans le premier cas, il s'agit d'arythmie ventriculaire, dans le second d'une arythmie supra ventriculaire avec aberration ventriculaire.

- Existe-t-il une activité auriculaire ?

En fonction de la morphologie de l'onde P, on peut facilement observer si chaque complexe ventriculaire est précédé ou non d'une dépolarisation auriculaire. Si ce lien est établi, l'origine du trouble du rythme est située dans les oreillettes.

Si chaque onde P n'est pas suivie d'un complexe ventriculaire, on doit en déduire que la dépolarisation ventriculaire a débuté dans un foyer ventriculaire ou jonctionnel.

Quelquefois, l'activité auriculaire est visible derrière chaque complexe QRS ; il s'agit alors d'un rythme jonctionnel ou ventriculaire, avec conduction rétrograde vers les oreillettes.

Si aucune onde P ne peut être clairement identifiée, l'arythmie peut être d'origine auriculaire, jonctionnelle ou ventriculaire.

Dans tous les cas, il est souhaitable, pour analyser correctement les troubles du rythme, d'utiliser les douze dérivations.

#### **I.10. La base de données MIT-BIH [Mit, 1992] [Belg, 2002]**

Les différents algorithmes présentés dans le cadre de cette thèse ont été testés sur les différents enregistrements de la base MIT-BIH, dans laquelle chaque complexe QRS a été annoté manuellement et séparément par deux cardiologues.

La base de données MIT-BIH contient 48 enregistrements, obtenus à partir de 47 sujets étudiés par le laboratoire des arythmies cardiaques de l'hôpital Boston's Beth Israel entre 1975 et 1979.

23 enregistrements de 24 heures (la série 100), ont été choisis au hasard parmi 4000 sujets. 60 % des enregistrements ont été obtenus à partir des hospitaliers.

Les 25 enregistrements restants (la série 200), ont été sélectionnés du même ensemble, présentant une variété de phénomènes peu ordinaire mais ayant une signification clinique importante.

Chaque enregistrement de la base de données MIT-BIH correspond à deux signaux échantillonnés à 360 Hz. Le premier signal est obtenu par la dérivation bipolaire périphérique standard (DII). Le second est obtenu par Dérivations précordiales unipolaires (V1, V2 ou V5).

Les différents cas pathologiques traités dans la base de données MIT-BIH sont:

- |   |   |
|---|---|
| <b>N</b> Battement normal.                        | <b>V</b> Battement ventriculaire prématuré.     |
| <b>L</b> Bloc de branche gauche.                  | <b>F</b> Fusion entre V et N.                   |
| <b>R</b> Bloc de branche droit.                   | <b>e</b> Battement atrial échappé.              |
| <b>A</b> Battement atrial prématuré.              | <b>J</b> Battement nodal (jonctionnel) échappé. |
| <b>a</b> Battement atrial prématuré (aberré).     | <b>E</b> Battement ventriculaire échappé.       |
| <b>J</b> Battement nodal prématuré (jonctionnel). | <b>P</b> Battement ectopique.                   |
| <b>S</b> Battement supra ventriculaire prématuré. | <b>F</b> Fusion entre P et N.                   |
|   | <b>Q</b> Battement non classé                   |

### **I.11. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principes fondamentaux de l'électrocardiographie. Nous avons aussi présenté la base de données MIT-BIH sur laquelle s'appuiera l'ensemble de nos tests. Les signaux ECG de la base MIT sont contaminé avec différentes sources de bruits. Le filtrage de ces bruits est l'une des étapes la plus importante pour faire apparaître clairement les paramètres du signal ECG et donc faciliter la détection des complexes QRS, ce qui va être présenté dans le chapitre suivant.

## CHAPITRE II : FILTRAGE DU SIGNAL ECG

### II.1. Introduction

Le signal ECG obtenu lors de l'enregistrement est généralement contaminé avec différentes sources de bruits (Voir chap. I). Le filtrage de ces bruits est l'une des étapes la plus importante et nécessaires pour faire apparaître clairement les paramètres du signal ECG en vue de leur détection. Le filtrage analogique du signal ECG présentait un inconvénient majeur : il distord la portion terminale du QRS et cache les ondes P et T.

Avec l'apparition de l'électrocardiographie numérisée, on a eu recours à des filtres numériques qui permettent une analyse fine du signal mais qui, eux aussi, sont à l'origine de distorsions de la fin du complexe QRS. L'élimination de ces distorsions reste actuellement le problème majeur inhérent au filtrage de l'ECG.

Différents types de filtres digitaux ont été utilisés pour le filtrage du signal ECG tel que les filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF) et les filtres à réponses impulsionnelle infinie (RII).

- Les filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF) ont une très bonne précision temporelle et un faible décalage de phase. Ils présentent néanmoins des effets de rebond au début et à la fin du complexe QRS. Ces rebonds rendent impossible la détection du début et de la fin du complexe QRS.
- Les filtres à réponse impulsionnelle infinie (RII) sont simple à mettre en œuvre (exp : formules Butterworth). Ils sont caractérisés par une bande de fréquence étroite. Leurs réponses impulsionnelles sont théoriquement infinies. Il existe deux inconvénients à l'application de ce type de filtrage : l'apparition d'un phénomène de rebond sur la partie terminal du complexe QRS et un déphasage du signal. Néanmoins, la morphologie du QRS est mieux préservée.

Dans la cadre de notre thèse, le type de filtre utilisée est à réponse impulsionnelle infinie (RII), type Butterworth. Le phénomène de déphasage du signal est éliminé par l'application d'une structure en cascade qui sera décrite dans ce présent chapitre.

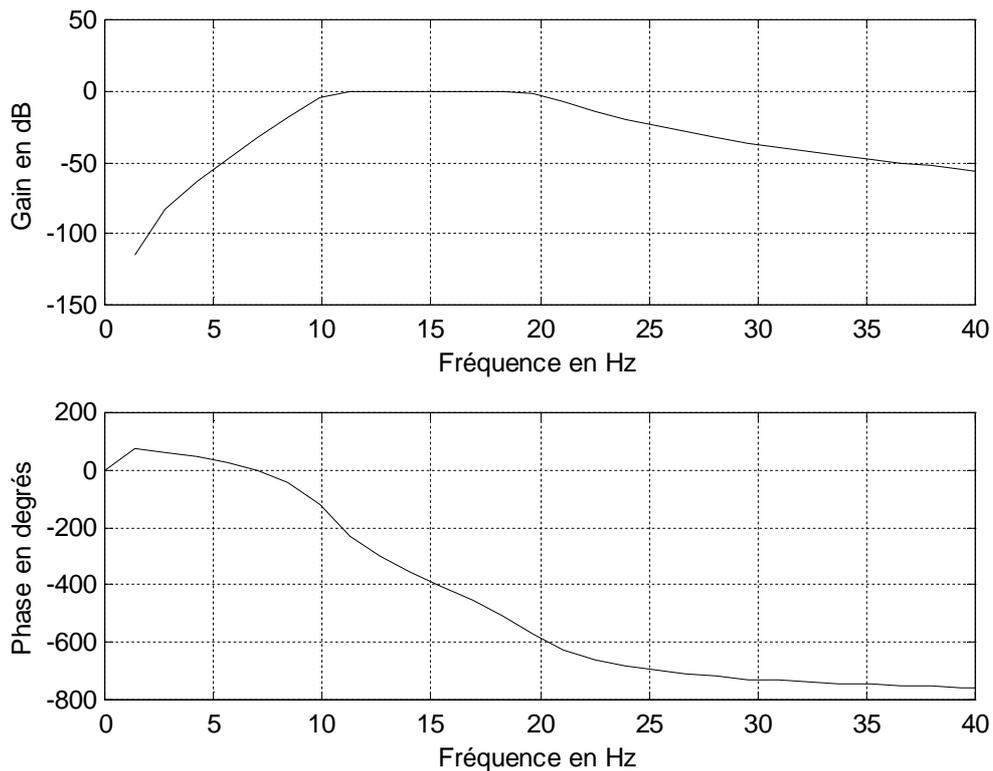
## II. 2. Structure du filtre

Le filtre utilisé est un filtre récurisif (RII), type butterworth. Sa fonction de transfert en Z est :

$$H(z) = \frac{\sum_{i=0}^N b_i Z^{-i}}{1 + \sum_{i=1}^N a_i Z^{-i}} \quad (\text{II.1})$$

Ce type de filtre est caractérisé par une réponse en amplitude plate dans la bande passante.

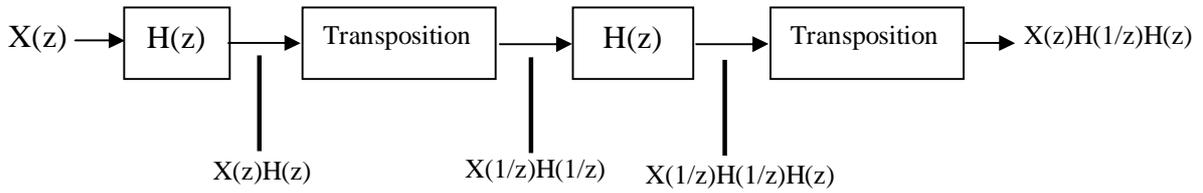
La figure II.1 montre la réponse en amplitude et en phase d'un filtre passe-bande d'ordre 5 de bande passante 10-20 Hz. Comme cela est illustré sur la figure II.1, la réponse du filtre est plate dans la bande fréquentielle 10-20 Hz.



**Figure II.1 :** Réponse en amplitude et en phase d'un filtre passe-bande d'ordre 5, type butterworth.

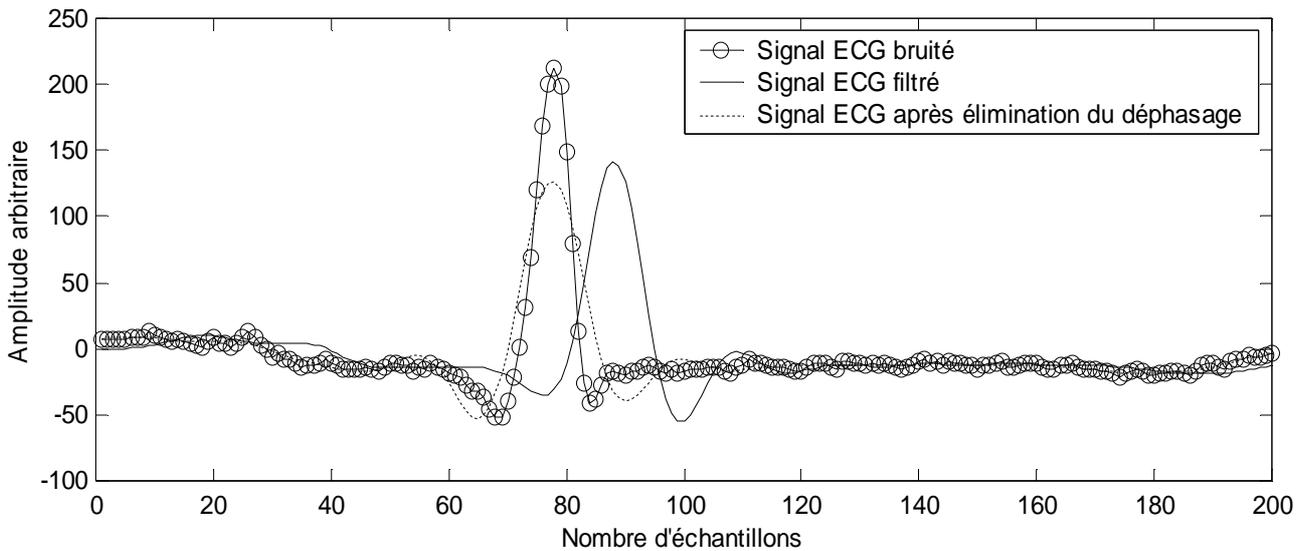
Cependant, les filtres à réponse impulsionnelle infinie (RII) conduisent à un déphasage du signal. Ce phénomène est éliminé par l'application d'une structure en

cascade (figure II.2), permettant d'obtenir un déphasage nul ; par contre l'ordre du filtre sera doublé.



**Figure II.2:** La réalisation d'une structure en cascade permettant d'éliminer le déphasage du signal.

La figure II.3 montre le résultat de l'application de la structure en cascade pour l'élimination du déphasage. Comme cela est illustré sur la figure II.3, le déphasage est réduit à zéro, ce qui implique une détection précise de la position des ondes du signal ECG.



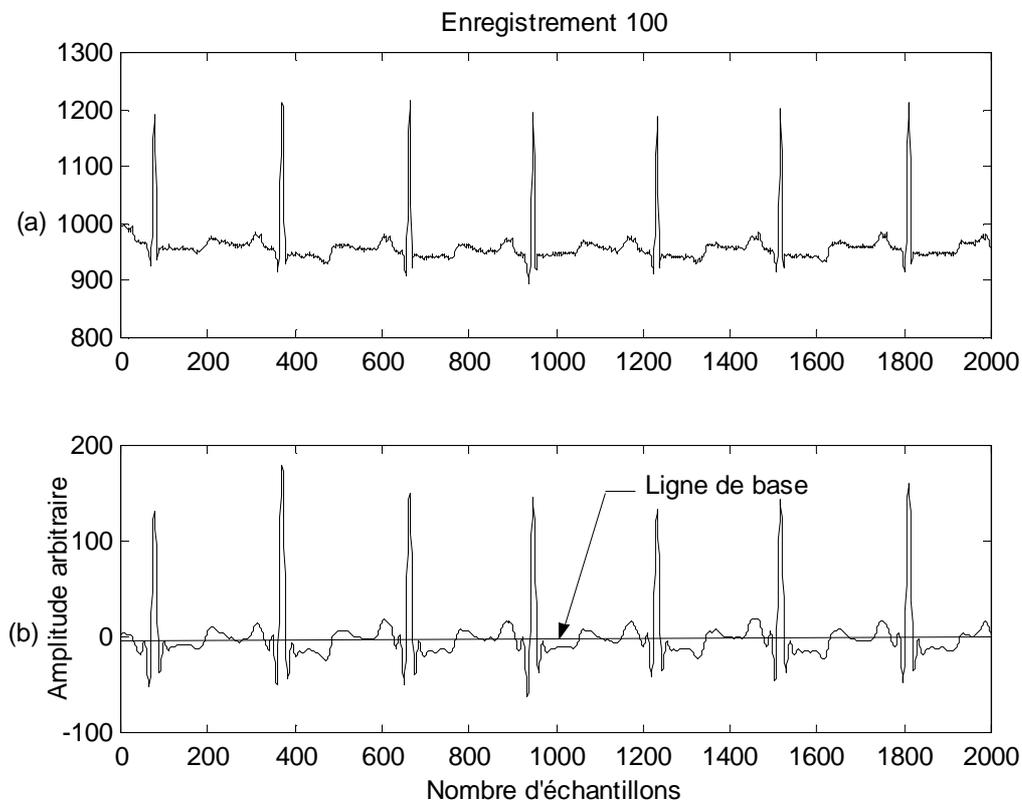
**Figure II.3:** Résultat de l'application de la structure en cascade pour l'élimination du déphasage.

### II.3. Résultats expérimentaux

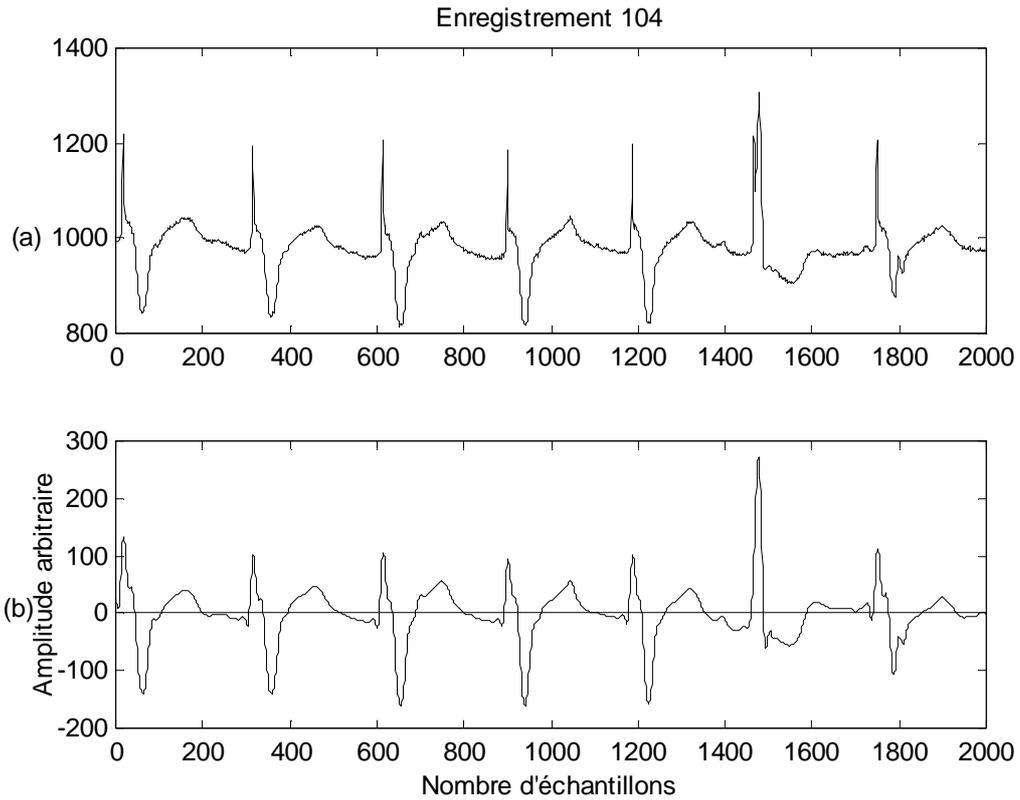
Comme il s'agit d'un signal bruité, le signal ECG obtenu lors de l'enregistrement n'est plus déterministe et doit être analysé comme un signal aléatoire.

D'après la figure I.14, nous constatons que l'information utile se trouve en basse fréquence. Cependant des ondulations de très basses fréquences dues aux mouvements du sujet ou au mauvais contact des électrodes, peuvent perturber la ligne d'équilibre de l'activité cardiaque (ligne de base). Nous pouvons donc filtrer passe-bande afin de garder les fréquences de 1 à 20 Hz.

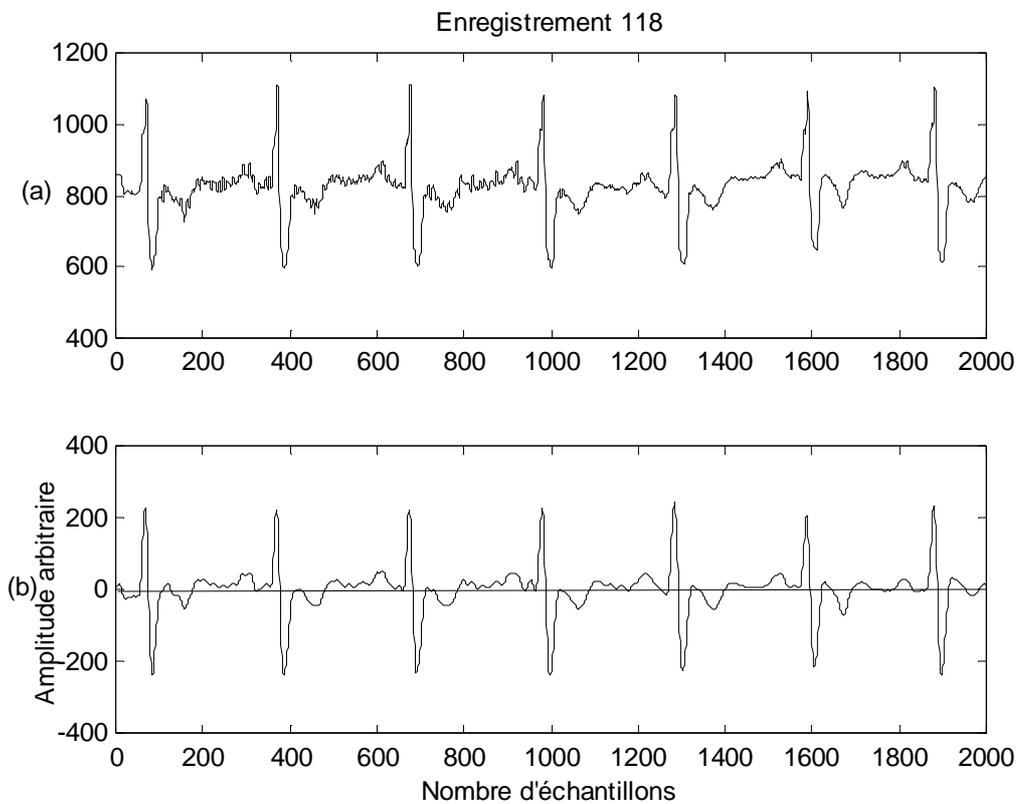
Les figures II.4, II.5 et II.6 illustrent les résultats obtenus par l'application du filtre numérique passe-bande de type butterworth d'ordre 5. L'ordre du filtre devient égal à 10 après annulation du déphasage. Le filtre a été testé sur les enregistrements de la base de données MIT-BIH. Les résultats montrent qu'il y a une nette amélioration du rapport signal sur bruit avec élimination du déphasage du signal filtré par rapport au signal d'origine.



**Figure II.4:** (a) Signal ECG bruité (Enregistrement 100)  
(b) Signal ECG filtré



**Figure II.5:** (a) Signal ECG bruité (enregistrement 104)  
(b) Signal ECG filtré



**Figure II.6:** (a) Signal ECG bruité (enregistrement 118)  
(b) Signal ECG filtré

## **II.4. Conclusion**

Le filtre présenté dans ce chapitre est un filtre à réponse impulsionnelle infinie (RII), type Butterworth. Il a été testé sur des signaux de la base MIT dans laquelle chaque complexe QRS a été annoté manuellement. Les résultats obtenus, montrent une nette amélioration du rapport signal sur bruit et une meilleure préservation de la morphologie du complexe QRS. Une structure en cascade est proposée dans ce chapitre : elle permet d'éliminer le déphasage du signal filtré par rapport au signal ECG original; ce qui va nous permettre de mieux détecter la position des ondes du signal ECG et surtout la position du complexe QRS.

## Chapitre III : METHODES DE DETECTION DES COMPLEXES QRS

### III.1. Introduction

La détection robuste des complexes QRS constitue le préalable à toute analyse du signal ECG. Beaucoup d'études ont été développées ces dernières années afin de trouver un algorithme fiable et fonctionnant en temps réel. Dans ce chapitre, nous allons décrire et étudier un ensemble d'algorithmes de détection des complexes QRS. Leurs performances seront évaluées et comparées.

### III.2. Performance d'un détecteur de complexe QRS

Afin d'évaluer les performances d'une méthode de détection des complexes QRS, on définit les paramètres suivants :

**a) Les vrais positifs (TP)**

La valeur vrai positive ou true positive (TP), indique que l'algorithme détecte les vraies positions des complexes QRS.

**b) Les faux positifs (FP)**

La valeur faux positifs ou false positive (FP), indique que l'algorithme donne des fausses positions des complexes QRS.

**c) Les faux négatifs (FN)**

La valeur faux négatifs ou false negative (FN), indique que l'algorithme ne détecte pas les positions des complexes QRS.

A partir de ces définitions, on peut définir la sensibilité (Se) et la spécificité (Sp) par les relations suivantes :

$$Se = 1 - \frac{FN}{TP + FN} = \frac{TP}{TP + FN} \quad \text{III.1}$$

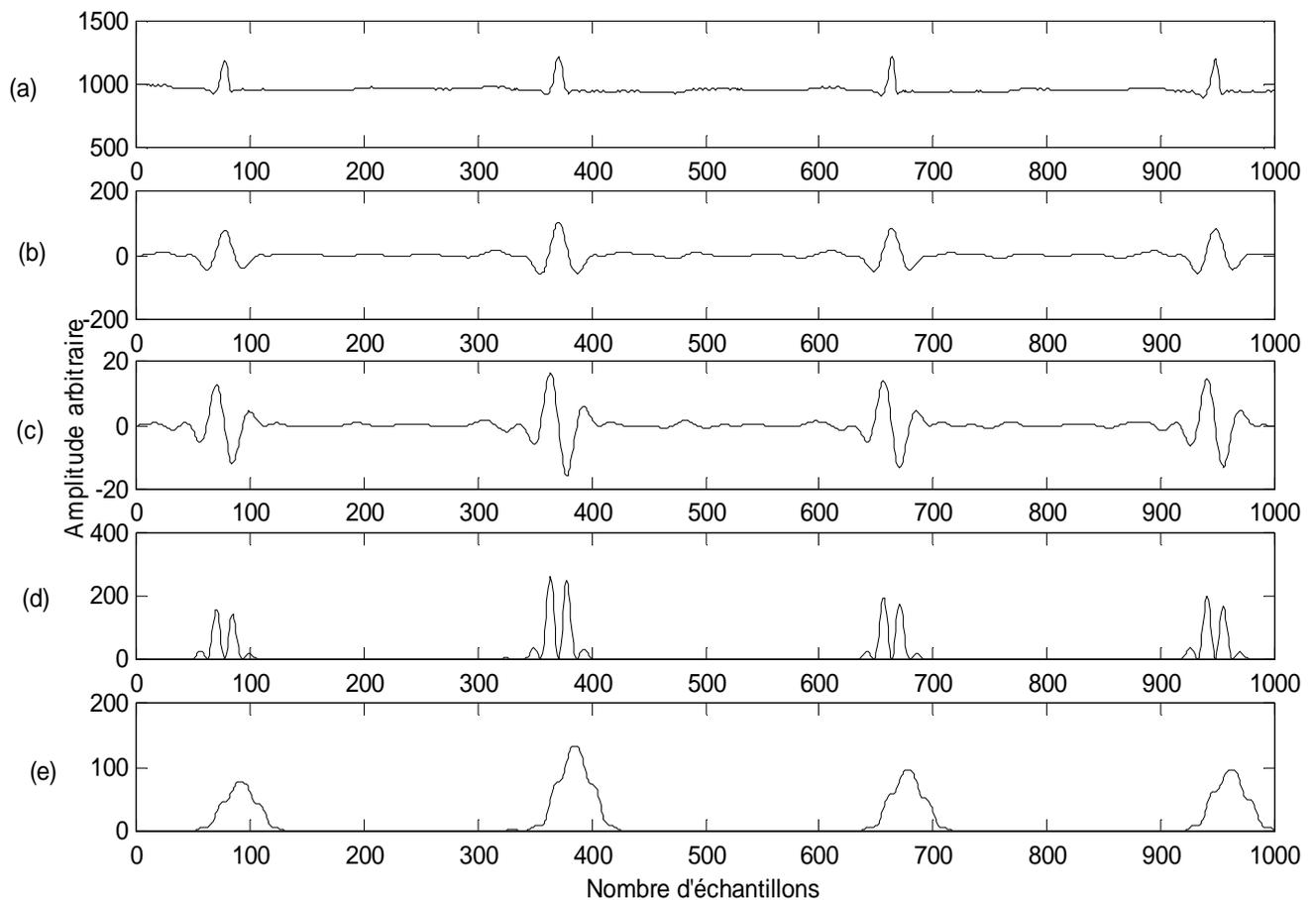
$$Sp = 1 - \frac{FP}{TP + FP} = \frac{TP}{TP + FP} \quad \text{III.2}$$

### III.3. La méthode de Pan & Tompkins pour la détection du complexe QRS [Pan, 1985]

#### III.3.1. Présentation de la méthode

Cette méthode est basée sur une analyse numérique des pentes, amplitudes et intervalles des différentes ondes composant le signal ECG : elle regroupe (Figure III.1).

- 1- Filtrage passe bande
- 2- Dérivation
- 3- Transformation non linéaire
- 4- Intégration



**Figure III.1** (a) Signal ECG original  
(b) Filtrage passe-bande  
(c) Dérivation  
(d) Transformation non linéaire  
(e) Intégration

D'après les données physiologiques, les ondes R ont une énergie maximale dans la bande 5-15 Hz [Nit1, 1984][Nit2, 1984]. Un filtrage passe-bande du signal ECG dans cette bande est ainsi proposé. Ce filtre est aussi destiné à éliminer la dérive de la ligne de base, le bruit du muscle, les interférences du réseau 50 Hz et les interférences des ondes T. Pan & Tompkins utilisent une structure en cascade d'un filtre passe-bas et un filtre passe-haut. Ce type de filtrage permet l'utilisation d'un seuil en amplitude faible. Figure III.1.b montre le résultat du filtrage passe-bande.

Le complexe QRS étant bref (entre 0.02 et 0.2 seconde), et de forte amplitude, la dérivé du signal à ce niveau présente des valeurs maximales élevées. La prochaine étape après le filtrage est donc, l'application d'un filtre dérivateur numérique (figure III.1.c). La fonction de transfert en Z du filtre est :

$$H(z)=(T/8)(-z^{-2}-2z^{-1}+2z+z^2) \quad \text{III.3}$$

Après différentiation, le signal est élevé au carré point par point (figure III.1.d). Cette opération est réalisée par l'intermédiaire de l'équation suivante :

$$Y(nT)=[x(nT)]^2 \quad \text{III.4}$$

L'étape suivante est l'intégration du signal (figure III.1.e). Cette opération produit un signal contenant les informations concernant la pente et la largeur du complexe QRS ; ceci est obtenu par la relation suivante :

$$Y(nT)=(1/N)[x(nT-(N-1)T)+x(nT-(N-2)T)+\dots+x(nT)] \quad \text{III.5}$$

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 par Pan & Tompkins de manière empirique, est de 150 ms, ce qui correspond au double de la largeur moyenne d'un complexe QRS. Après intégration du signal, le signal disponible possède un maximum absolu pour chaque complexe QRS ; il possède en outre d'autres maxima locaux, de plus faible amplitude en générale ; ils correspondent soit à du bruit soit aux ondes T.

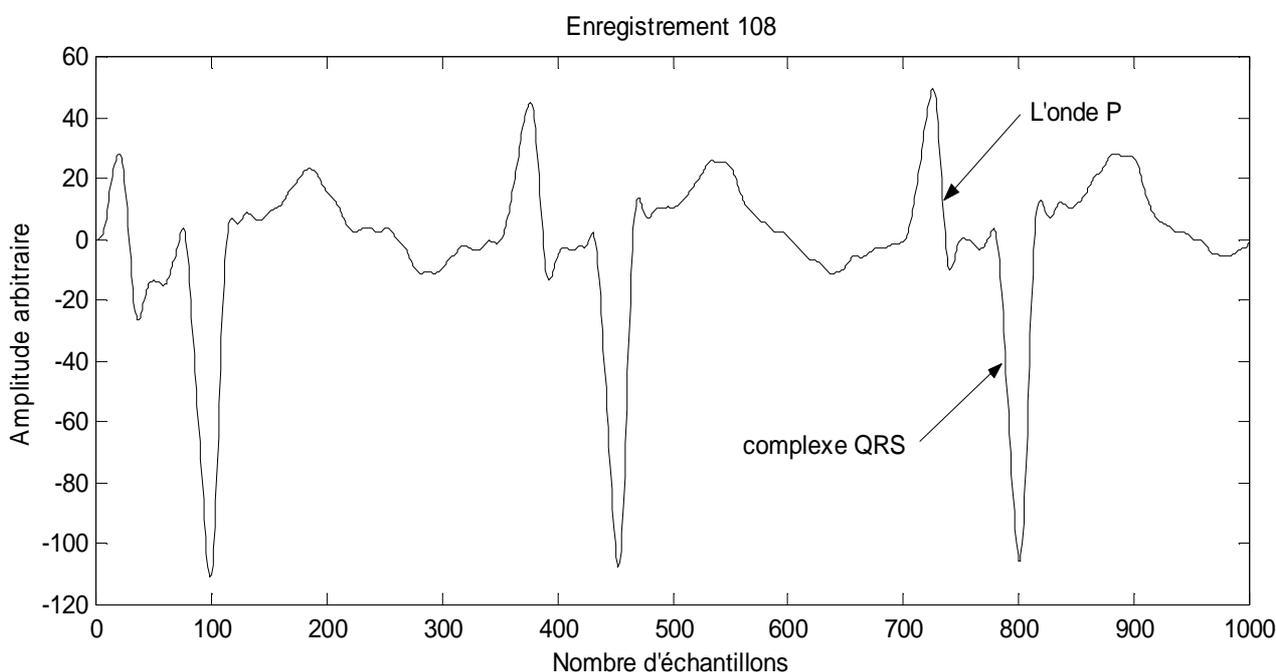
Dans cette étape Pan & Tompkins prend en considération les maxima trop faibles qui peuvent correspondre au bruit en effectuant un seuillage en amplitude et ceux trop proches qui risquent d'être introduits par les ondes T en effectuant un seuillage temporel. Ces deux types de seuillage sont décrit en détail dans l'algorithme proposé par Pan & Tompkins [Pan, 1985].

### III.3.2. Limites de la méthode

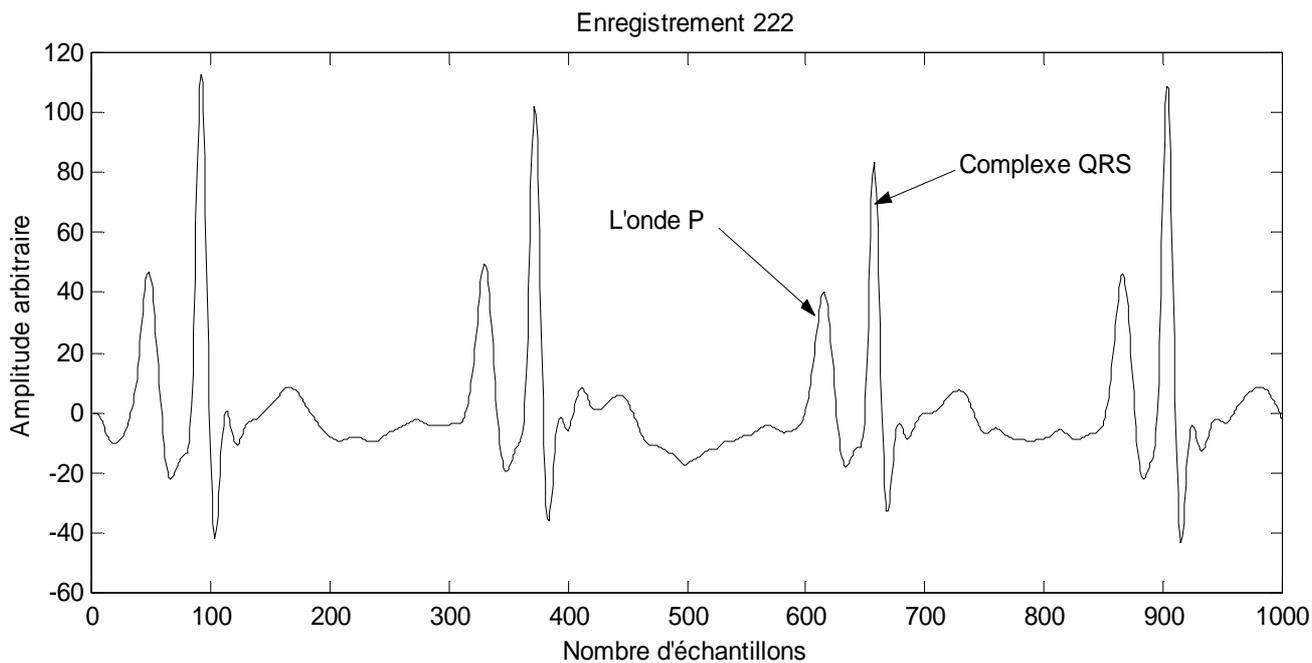
L'algorithme présenté par Pan & Tompkins présente un taux de détection des complexes QRS de 99.3%. Cependant le point faible de l'algorithme est le faible taux de détection au niveau de quelques enregistrements tel que les 108 et 222 de la base de données MIT-BIH.

En effet dans le cas de l'enregistrement 108 (figure III.2), le taux d'erreur est très élevé car l'amplitude des ondes P est comparable à celle des complexes QRS.

Dans l'enregistrement 222 (figure III.3), la morphologie des ondes P est comparable à celle des complexes QRS, ce qui constitue une cause d'erreur et augmentera le taux des faux positifs (FP).



**Figure III.2:** Dans le cas de l'enregistrement 108, le taux d'erreur est élevé, car l'amplitude des ondes P est comparable à celle des complexes

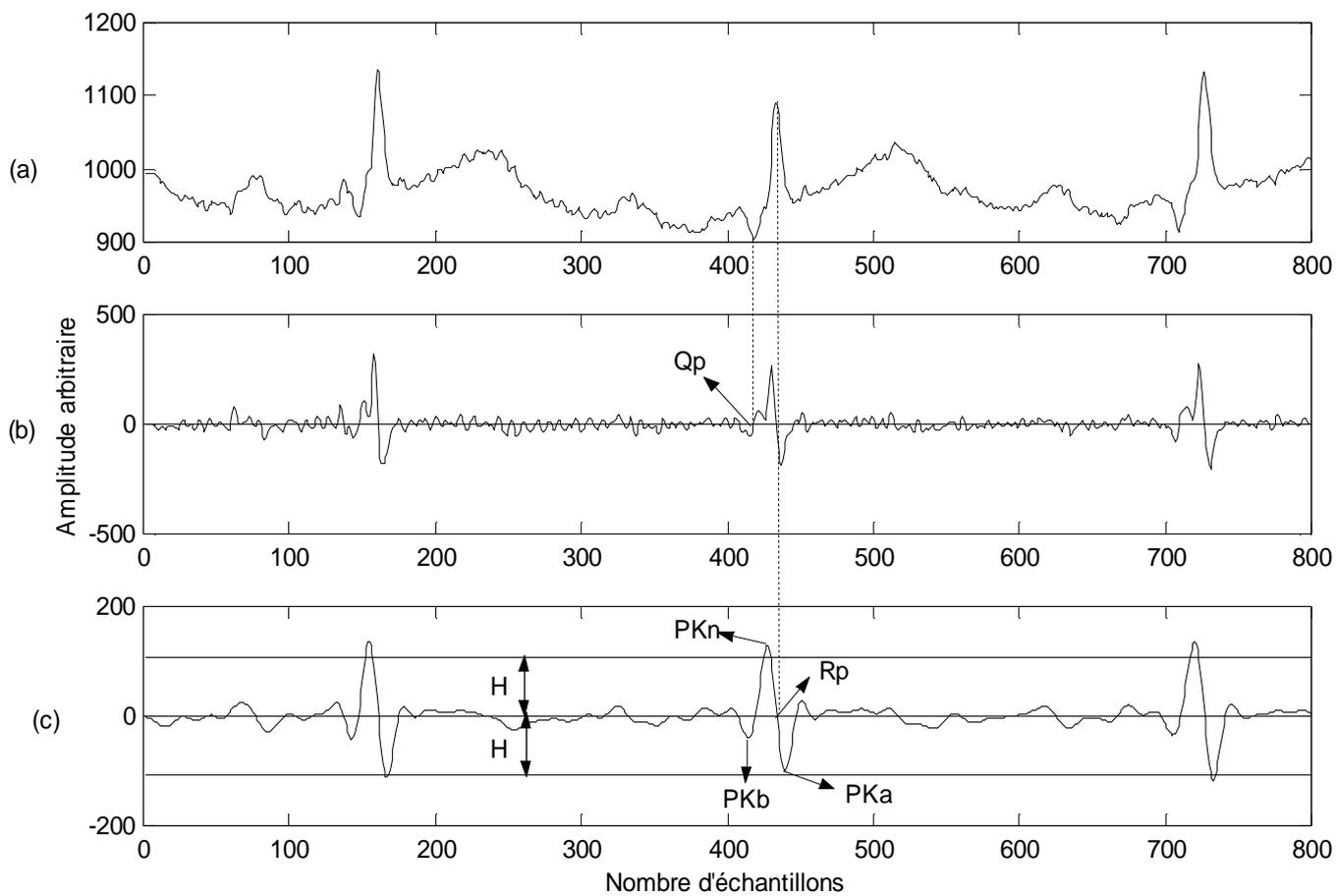


**Figure III.3:** Dans l'enregistrement 222, L'onde P est aussi importante en amplitude que le complexe QRS.

### III.4. La méthode de Laguna et al. pour la détection du complexe QRS [Lag, 1990]

#### III.4.1. Présentation de la méthode

Cet algorithme est largement inspiré de la technique présentée par Pan J. et Tompkins W. J. [Pan, 1985] avec quelques modifications afin d'accroître la vitesse de traitement et rendre la détection du complexe QRS plus facile. Laguna et al. Commencent le traitement par l'application du filtre dérivateur numérique (figure III.4.b), le signal est ensuite filtré par un filtre passe-bas de premier ordre afin d'éliminer les bruits résiduels (figure III.4.c). Une fois le signal différencié et filtré, ils implémentent un algorithme qui permet de détecter le complexe QRS. Dans cet algorithme, un seuillage en amplitude et un seuillage temporel sont faits. Ces deux types de seuillage sont appliqués sur le signal issu du traitement précédent, c'est à dire après différentiation et filtrage.



**Figure III.4** (a) Signal ECG original  
 (b) le signal ECG après dérivation noté  $d(n)$   
 (c) Le signal issu du filtrage passe-bas noté  $f(n)$

Comme première étape après différenciation et filtrage, Laguna et al. observent durant les deux premières secondes du signal  $f(n)$ <sup>1</sup>, le pic positif ou négatif le plus élevé par rapport à la ligne de base, et ils définissent  $PK_1$  comme étant la valeur absolue de ce pic initial. Puis ils fixent un seuil  $H_1=0.8PK_1$  (80 pour-cent de la valeur du pic initial) (figure III.4.c). La détection de la position de l'onde R noté  $R_p$  est déclenchée lorsque le seuil  $H_1$  est dépassé. Laguna et al. définissent aussi pour chaque cycle du signal  $f(n)$  le pic maximal en valeur absolue correspondant qu'on note  $PK_n$ . Le prochain seuil  $H_{n+1}$  est défini par la relation suivante:

$$H_{n+1}=0.8H_n+0.2(0.8PK_n) \quad \text{III.6}$$

<sup>1</sup>  $f(n)$  est la désignation du signal après différenciation et filtrage

Si aucun complexe n'est détecté dans un intervalle 180% du récent intervalle R-R moyen ( $RR_{av1}$ ), l'algorithme recommence la recherche du maximum avec un seuil  $H'_n$  réduit de 20% par rapport à  $H_n$  ( $H'_n=4/5H_n$ ). L'intervalle  $RR_{av1}$  est défini par la relation suivante :

$$RR_{av1} = \begin{cases} 0.8RR_{av} + 0.2RR & 1.5RR_{av} > RR > 0.5RR_{av} \\ RR_{av} & \text{ailleurs} \end{cases} \quad \text{III.7}$$

où  $RR_{av}$  est la moyenne des sept derniers intervalles RR validés.

Après détection de la position du pic  $PK_n$ , la position du pic R noté  $R_p$  est définie comme étant le point d'intersection du signal  $f(n)$  et la ligne de base entre l'intervalle situé entre le pic  $PK_n$  et la position qui correspond à la valeur en amplitude la plus élevée entre  $PK_a$  et  $PK_b$ . Le pic  $PK_a$  est le pic le plus proche situé avant  $PK_n$  et le pic  $PK_b$  est le pic le plus proche situé après  $PK_n$  (voir figure III.4.c).

### **III.4.2. Limites de la méthode**

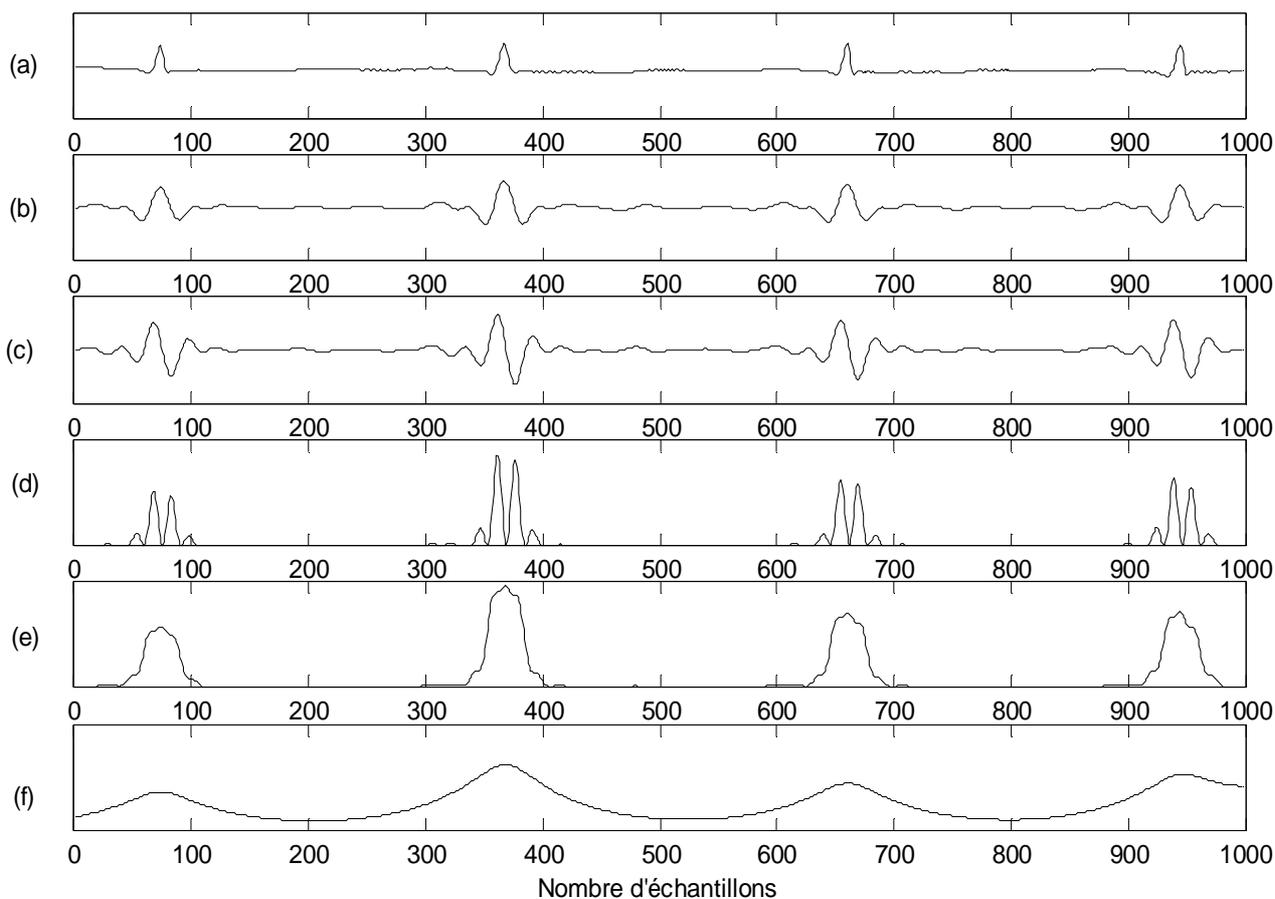
Les limites de la méthode proposée par Laguna et al. sont les mêmes que celles proposée par Pan J. et Tompkins W. J. sauf que cette méthode accroît la vitesse de traitement et rend l'implémentation de l'algorithme plus facile.

## **III.5. Méthode de Dubois [Dub, 2004]**

### **III.5.1. Présentation de la méthode**

Cet algorithme est aussi inspiré de la technique présentée par Pan J. et Tompkins W. J. [Pan, 1985] ; il regroupe (Figure III.5)

- 1- Filtrage passe bande
- 2- Dérivation
- 3- Transformation non linéaire
- 4- Intégration
- 5- Filtrage passe bas
- 6- Seuillage adaptatif.



**Figure III.5:** (a) Signal ECG  
 (b) Filtrage passe bande  
 (c) Dérivation  
 (d) Transformation non linéaire  
 (e) Intégration  
 (f) Filtrage passe bas

### III.5.1.a. Filtrage passe bande (Figure III.5.b)

Le filtre utilisé est un filtre récursif de bande passante 5-15 Hz, d'ordre 4.

### III.5.1.b. Dérivation (Figure III.5.c)

La dérivé du signal au niveau du complexe QRS présente des valeurs maximales élevées. L'étape suivante est donc l'application d'un filtre dérivateur numérique. La fonction de transfert en z du filtre est :

$$H(z)=Y(z)/X(z)=1+2z^{-1}-2z^{-3}-z^{-4} \quad \text{III.8}$$

### **III.5.1.c. Transformation non linéaire (Figure III.5.d)**

Après dérivation, le signal est élevé au carré (équation III.4). Ceci permet d'éliminer le signe et d'assurer la symétrie de détection entre les ondes R et les ondes QS.

### **III.5.1.d. Intégration (Figure III.5.e)**

L'intégration du signal (équation III.5) suivi du filtre passe bas, permet d'obtenir un maximum unique pour chaque complexe.

### **III.5.1.e. Filtrage passe bas (Figure III.5.f)**

Le signal obtenu après intégration est filtré passe bas afin d'enlever le bruit résiduel, et d'obtenir un maximum unique pour chaque complexe QRS.

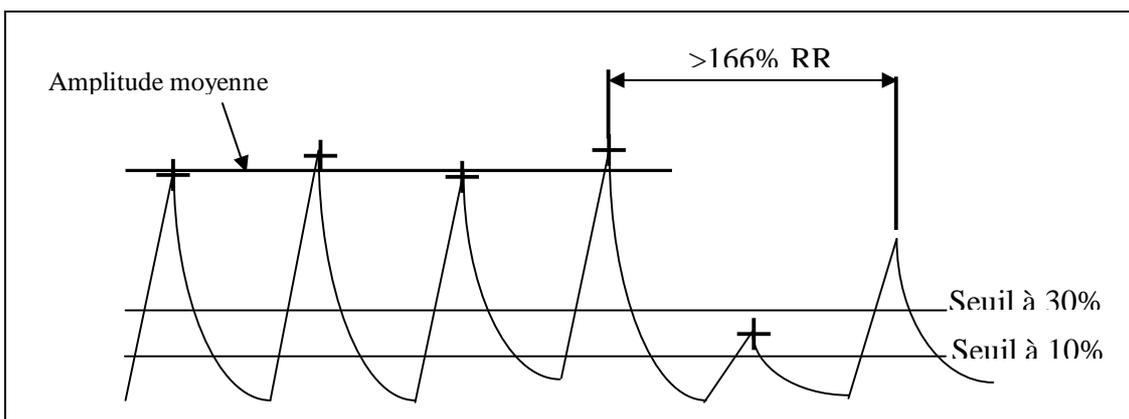
Le filtre passe bas utilisé est un filtre récursif d'ordre 1 de fréquence de coupure 1 Hz.

### **III.5.1.f. Seuillage adaptatif**

A l'issue du traitement précédent, le signal disponible possède un maximum absolu pour chaque complexe QRS. Pour la détection de ces maxima, Dubois propose deux types de seuillage : un seuillage en amplitude et un seuillage temporel.

Le seuillage en amplitude permet de distinguer les maxima correspondant aux ondes R de ceux correspondant aux ondes T qui sont en général beaucoup plus faibles.

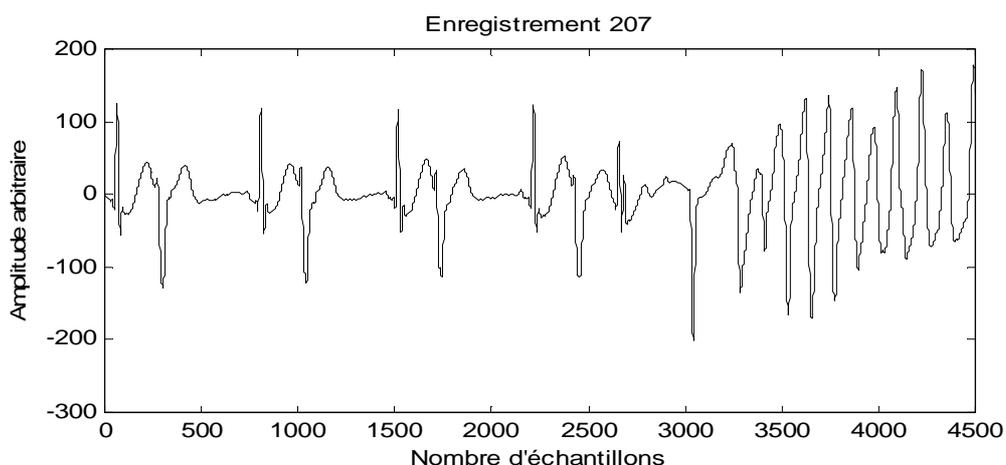
L'algorithme calcule un seuil qui vaut 30% de l'amplitude moyenne des 5 dernières ondes R détectées, et recherche le maximum. Si ce maximum est d'amplitude supérieure au seuil, il est considéré comme correspondant à un complexe QRS et est ainsi validé ; sinon, l'algorithme continue jusqu'au maximum suivant. Cependant on peut observer une baisse soudaine de l'amplitude des ondes R ; dans ce cas l'algorithme est mis en défaut car les maxima sont tous en dessous du seuil. Pour surmonter cette difficulté, l'algorithme tient compte de la forte probabilité d'observer un QRS dans un certain intervalle de temps : Si aucun nouveau complexe n'est détecté dans un intervalle de 166% de la moyenne des sept derniers intervalles RR validés, l'algorithme recommence la recherche de maximum avec un seuil réduit à 10% de la moyenne des 5 dernières maxima, au lieu des 30% précédents (Figure III.6).



**Figure III.6:** Si aucun QRS n'est détecté avant un certain temps – 166% de l'intervalle RR moyen des 5 derniers complexes validés-, l'algorithme recommence la recherche de maximum avec un seuil réduit à 10% de la moyenne des amplitudes des 5 derniers maxima validés.

### III.5.2. Limites de la méthode

L'algorithme présenté par Dubois présente un taux de détection 98.90%. Les erreurs de détection apparaissent pour quelques pathologies particulières tel qu'une tachycardie ventriculaire ou le cas des extrasystoles de faible amplitude. En effet pour une tachycardie ventriculaire (Figure III.6), le taux d'erreur est très élevé car le patient présente des périodes de tachycardie ventriculaire à plusieurs reprises. Pendant ces périodes, les annotations de référence sont absentes, en revanche l'algorithme annote l'enregistrement à la fréquence d'une tachycardie. Un autre point faible de l'algorithme est la détection des extrasystoles de faible amplitude. Celles ci sont assimilées à des ondes T car leurs amplitudes et leurs vitesses de variations sont du même ordre.



**Figure III.6:** Dans le cas d'une tachycardie ventriculaire (enregistrement 207), le taux d'erreur est très élevé car le patient présente des périodes de tachycardie ventriculaire à plusieurs reprises.

### III.6. Méthode de Kang-Ping Lin et Walter H.Chang pour l'analyse du signal ECG[Lin, 1989]

Kang-Ping et Walter H.Chang ont proposé une méthode utilisant la prédiction linéaire pour l'analyse numérique du signal ECG en vue de détecter les contractions ventriculaires prématurées (PVC). Cet algorithme comprend trois étapes :

- 1- Analyse du signal ECG par la prédiction linéaire
- 2- Application d'un seuillage en amplitude
- 3- Transformation non linéaire générant un train d'impulsion centré sur la bande du complexe QRS.

#### III.6.1. Structure de base d'un prédicteur linéaire

La prédiction linéaire est une méthode simple et efficace utilisée dans la modélisation du signal ECG : Elle constitue un domaine d'application important du filtrage adaptatif [Bel, 1990]. Pour une suite donnée  $x(n)$ , il faut minimiser la puissance de la suite  $e(n)$  telle que :

$$E(n)=x(n)- \hat{x}(n)=x(n)- \sum_{k=1}^P a(k)x(n-k). \quad \text{III.8}$$

P constitue l'ordre de prédiction.

Le schéma du système de prédiction linéaire est donné par la figure III.7.

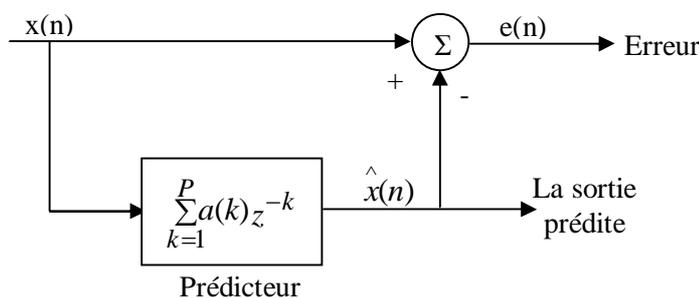
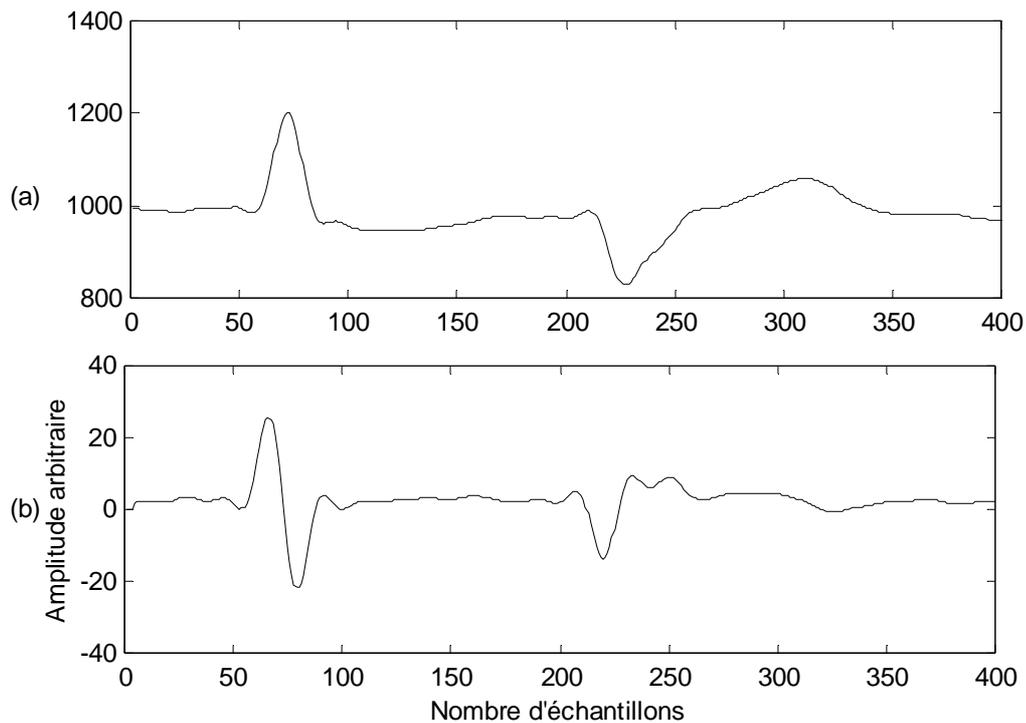


Figure III.7 : Structure de base d'un prédicteur linéaire

Dans l'expression III.8 le terme  $\hat{x}(n)$  constitue une prédiction de la suite d'entrée  $x(n)$ , obtenue par une opération linéaire sur des termes correspondant aux valeurs précédentes de l'indice. La suite  $e(n)$  est appelée erreur de prédiction ou erreur résiduelle. Les coefficients  $a(k)(1 \leq k \leq P)$  du filtre de prédiction sont calculés en minimisant l'erreur de prédiction par l'approche des moindres carrés [Bel, 1990].

### III.6.2. Présentation de la méthode

La méthode proposée permet l'extraction des informations concernant les complexes QRS par l'utilisation de la prédiction linéaire. En effet l'erreur résiduelle (erreur de prédiction) contient beaucoup d'information au niveau de la bande étroite du complexe QRS (figure III.8).



**Figure III.8** (a) Signal ECG après filtrage  
(b) Erreur résiduelle (erreur de prédiction)

L'algorithme de Kang-Ping et Walter H.Chang est appliqué après le filtrage du signal ECG et détection des complexes QRS (détection du pic R). Une fois l'erreur résiduelle est obtenue, le signal  $e(n)$  est comparé à un seuil  $T_s$  : Il est choisi inférieur à 1 % de l'énergie résiduelle  $Err$ , définie par la relation suivante :

$$Err = \sum_{k=0}^{N-1} |e(k)|^2 \quad \text{III.9}$$

Dans l'algorithme de Kang-Ping Lin et Walter H.Chang, l'erreur résiduelle est calculée sur 200 échantillons, 100 précédant le pic R et 99 suivant ce pic. L'opération de seuillage est effectuée de la façon suivante :

$$f(k) = \begin{cases} 0 & |e(k)| < T_s \\ e(k) & |e(k)| > T_s \end{cases} \quad \text{III.10}$$

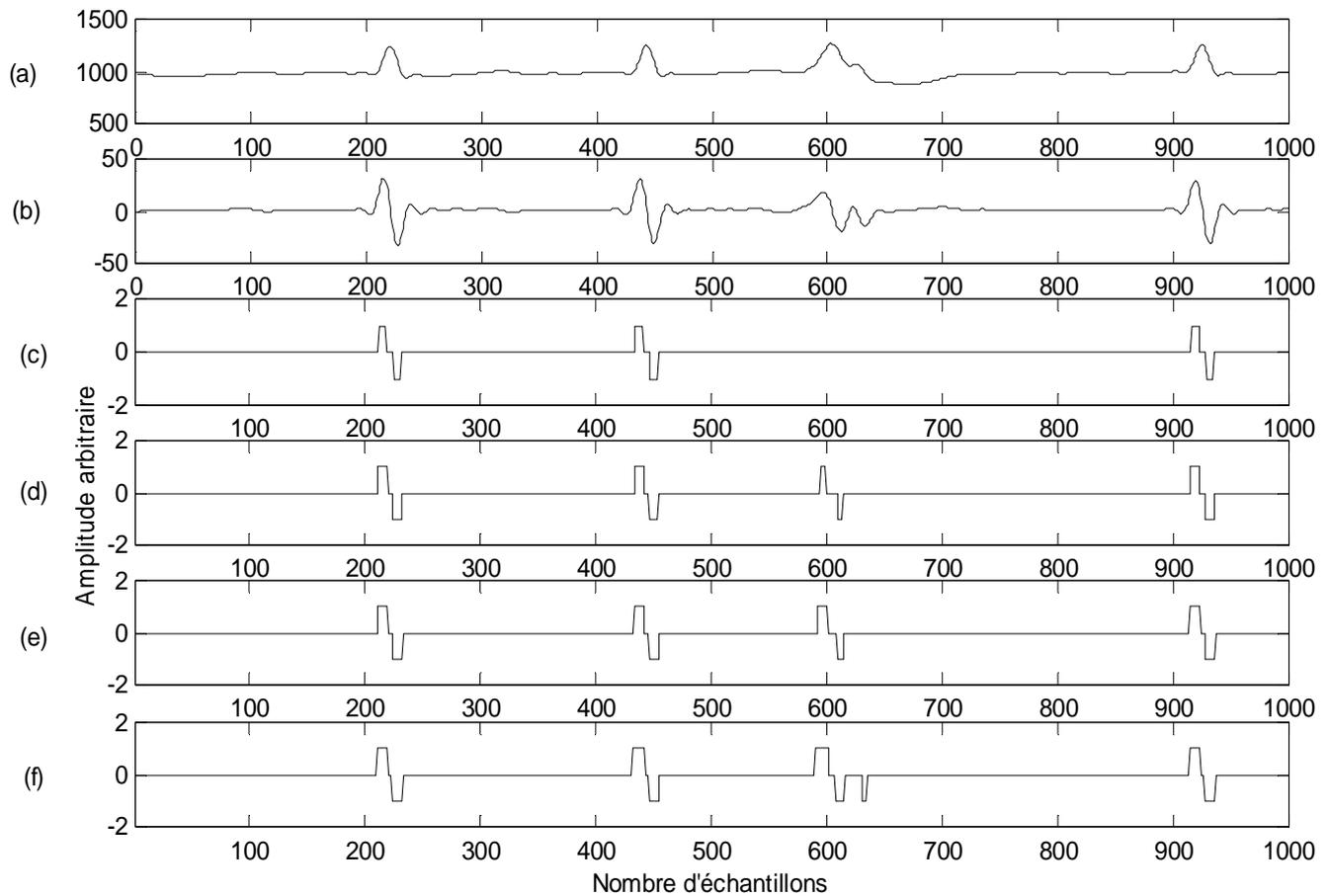
Le signal obtenu après seuillage est transformé suivant la relation suivante :

$$T(k) = \begin{cases} +1 & f(k) > 0 \\ -1 & f(k) < 0 \\ 0 & f(k) = 0 \end{cases} \quad \text{III.11}$$

Les résultats obtenus pour différentes valeurs de  $T_s$  sont représentés sur la figure III.9.

### **III.6.3. Limites de la méthode**

L'algorithme de Kang-Ping et Walter H.Chang est utilisé pour la détection des contractions ventriculaires prématurées (PVC). Il est testé sur sept enregistrements de la base de données MI-BIH (108, 116, 208, 210, 221, 228, 223). Le résultat des tests donne un taux de détection des PVC de 95.3%. Cependant la généralisation de cet algorithme sur l'ensemble de la base MIT, est limitée.



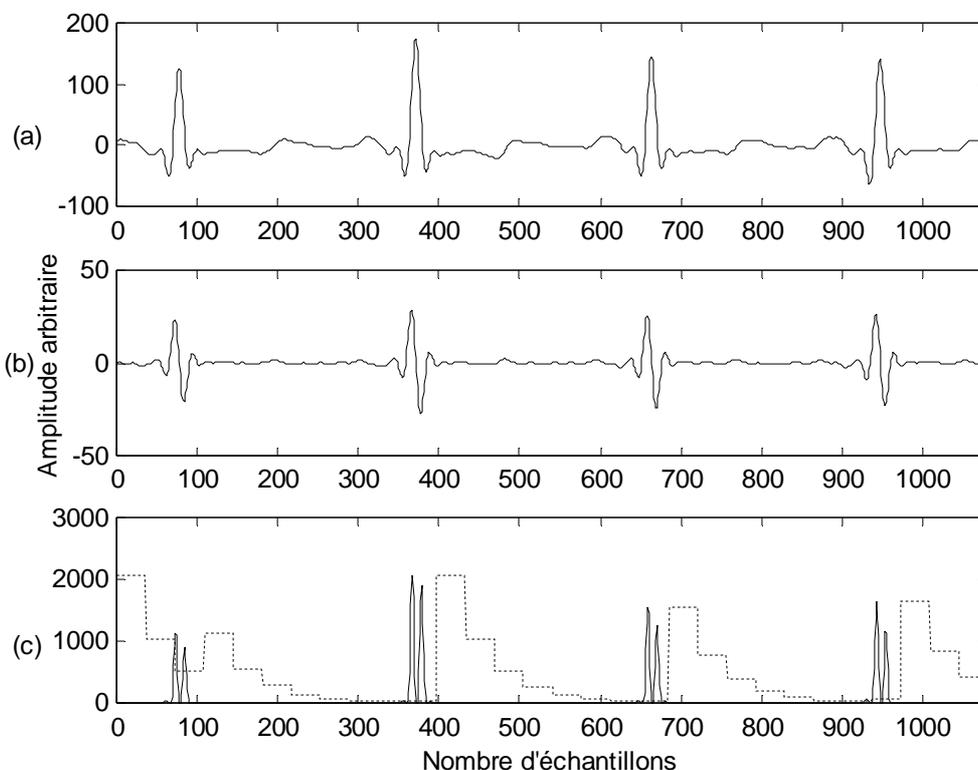
**Figure III.9 :** (a) Le signal ECG  
(b) L'erreur résiduelle  
(c) Le signal  $T(k)$  pour  $T_s = \text{Err}/400$   
(d) Le signal  $T(k)$  pour  $T_s = \text{Err}/500$   
(e) Le signal  $T(k)$  pour  $T_s = \text{Err}/600$   
(f) Le signal  $T(k)$  pour  $T_s = \text{Err}/700$

### III.7. Méthode de YING SUN et al. pour la détection des complexes QRS en temps réel [Yin, 1992]

#### III.7.1. Présentation de la méthode

YING SUN et al. ont proposé un algorithme permettant de détecter, en temps réel, les complexes QRS du signal ECG : Il est basé sur l'application d'un seuil adaptatif en amplitude. Cet algorithme comprend trois étapes ; il se compose de (Figure III.10):

- 1- Dérivation
- 2- Transformation non linéaire
- 3- Détection du pic R



**Figure III.10 :** (a) Signal ECG après filtrage,  
(b) Dérivation,  
(c) Transformation non linéaire et détection du pic R.

### III.7.1.a. Dérivation (Figure III.10.b)

Après filtrage, le signal ECG est dérivé ( Figure III.10.b) pour faire apparaître les différentes informations concernant ces paramètres. La dérivation du signal ECG est obtenue par l'application d'un filtre dérivateur numérique. La fonction de transfert en  $z$  de ce filtre est :

$$H(z)=1-z^{-1} \quad \text{III.12}$$

### III.7.1.b. Transformation non linéaire (Figure III.10.c)

Après dérivation, une transformation non linéaire sur le signal ECG est faite; elle permet d'obtenir le maximum d'information sur les complexes QRS. Cette transformation est réalisée par la relation suivante :

$$y(n)=\begin{cases} |x(n)*x(n-1)*x(n-2)|, & \text{si } x(n),x(n-1),x(n-2) \text{ ont le même signe} \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad \text{III.13}$$

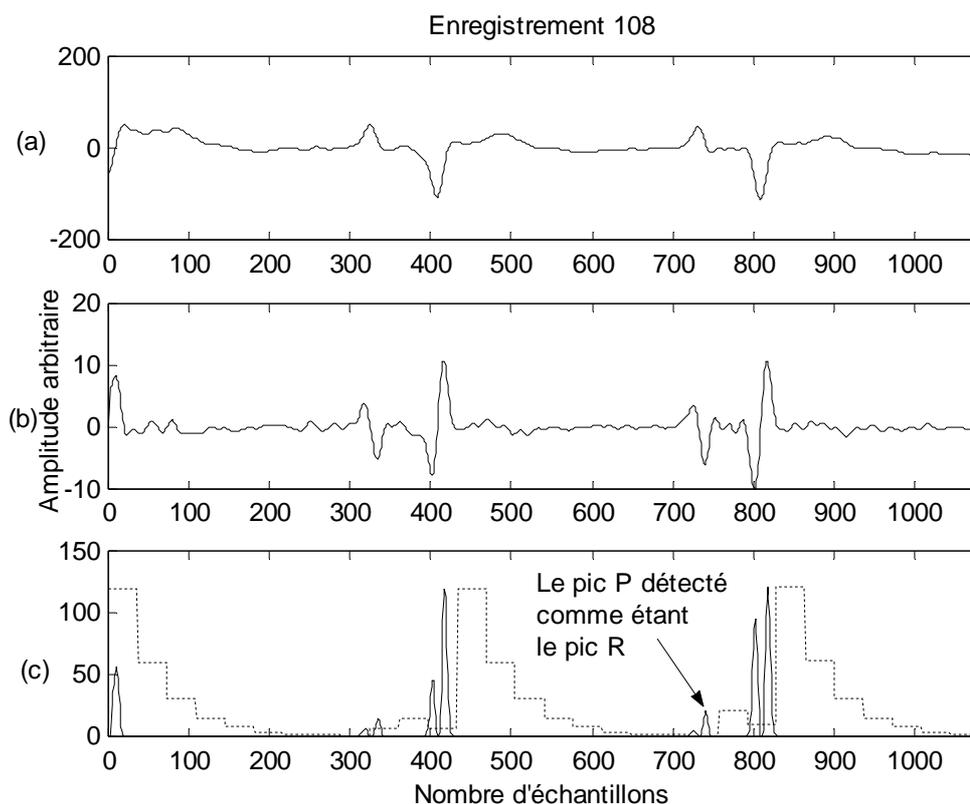
### III.7.1.c. Détection du pic R (Figure III.10.c)

L'étape suivante est l'implémentation d'un algorithme qui permet de détecter la position de l'onde R. Cet algorithme est basé sur l'application d'un seuil adaptatif en amplitude. Une période réfractaire (typiquement égal à 100 ms) est imposée, comme cela est décrit dans la figure III.10.c. La détection de la position de l'onde R noté  $R_p$  est déclenchée lorsque le seuil adaptatif est dépassé. Une fois la période réfractaire écoulée, la valeur du seuil prendra la valeur de l'amplitude du pic R détecté. Si, par contre, il n'y a pas un dépassement du seuil adaptatif pendant la période réfractaire, la valeur du seuil est divisée par deux.

### III.7.2. Limites de la méthode

L'algorithme YING SUN et al. a été testé sur la base de données AHA (American Heart Association). Les huit enregistrements suivants ont été choisis pour l'évaluation de l'algorithme : 1207, 2202, 3203, 4204, 5208, 6203, 7208 et 8209. Le taux de détection obtenu est de 99.20%. Les limites de la méthode sont essentiellement liées à la qualité du signal ECG. Son niveau de bruit, peut jouer un

mauvais rôle dans la détection des complexes QRS et diminue la robustesse de la méthode. Nous avons aussi testé l'algorithme sur quelques signaux de la base de données MIT-BIH. Des erreurs de détection apparaissent pour quelques enregistrements tel que l'enregistrement 108 (Figure III.11) ou l'amplitude des ondes P est comparable à celle des complexes QRS ; on signale ainsi un taux d'erreur très élevé car les ondes P sont considérées comme étant des ondes R.



**Figure III.11 :** (a) Signal ECG après filtrage,  
(b) Dérivation,  
(c) Transformation non linéaire et détection du pic R ; le taux d'erreur est très élevé car les ondes P sont considérées comme étant des ondes R.

### III.8. Méthode de Ivaylo I Christov pour la détection des complexes QRS en temps réel [Iva, 2004]

#### III.8.1. Présentation de la méthode

Ivaylo I Christov a proposé une méthode permettant de détecter, en temps réel, les complexes QRS du signal ECG. Elle comporte deux algorithmes : dans le premier algorithme, l'auteur repère les ondes R en utilisant une combinaison de trois seuils en amplitude notée MFR. Le premier seuil noté M, est destiné à détecter les maxima du signal qui sont supérieurs à un seuil ajusté tout au long de l'algorithme. Le deuxième seuil noté F, permet d'éviter la détection des fausses positions de complexes QRS. Cette erreur de détection est appelée les faux positifs (FP).

On peut observer dans plusieurs cas (extrasystole ventriculaire,.....), une baisse soudaine de l'amplitude des ondes R. Cette baisse peut constituer une erreur de détection. Pour éviter cette erreur appelée les faux négatifs (FN), Ivaylov I Christov propose un troisième seuil noté R. La somme des trois seuils (MFR=M+F+R), est nommé seuil adaptatif combiné.

Dans le deuxième algorithme, l'auteur propose un seuillage temporel. Ce type de seuillage permet d'éviter les erreurs de détection dues aux changements brusques du rythme cardiaque.

Les deux algorithmes peuvent être appliqués sur un enregistrement multivoies ou multipistes<sup>1</sup>, tel que les douze dérivations standard. La sortie Y composé des signaux issus des douze dérivations est obtenue par la relation suivante :

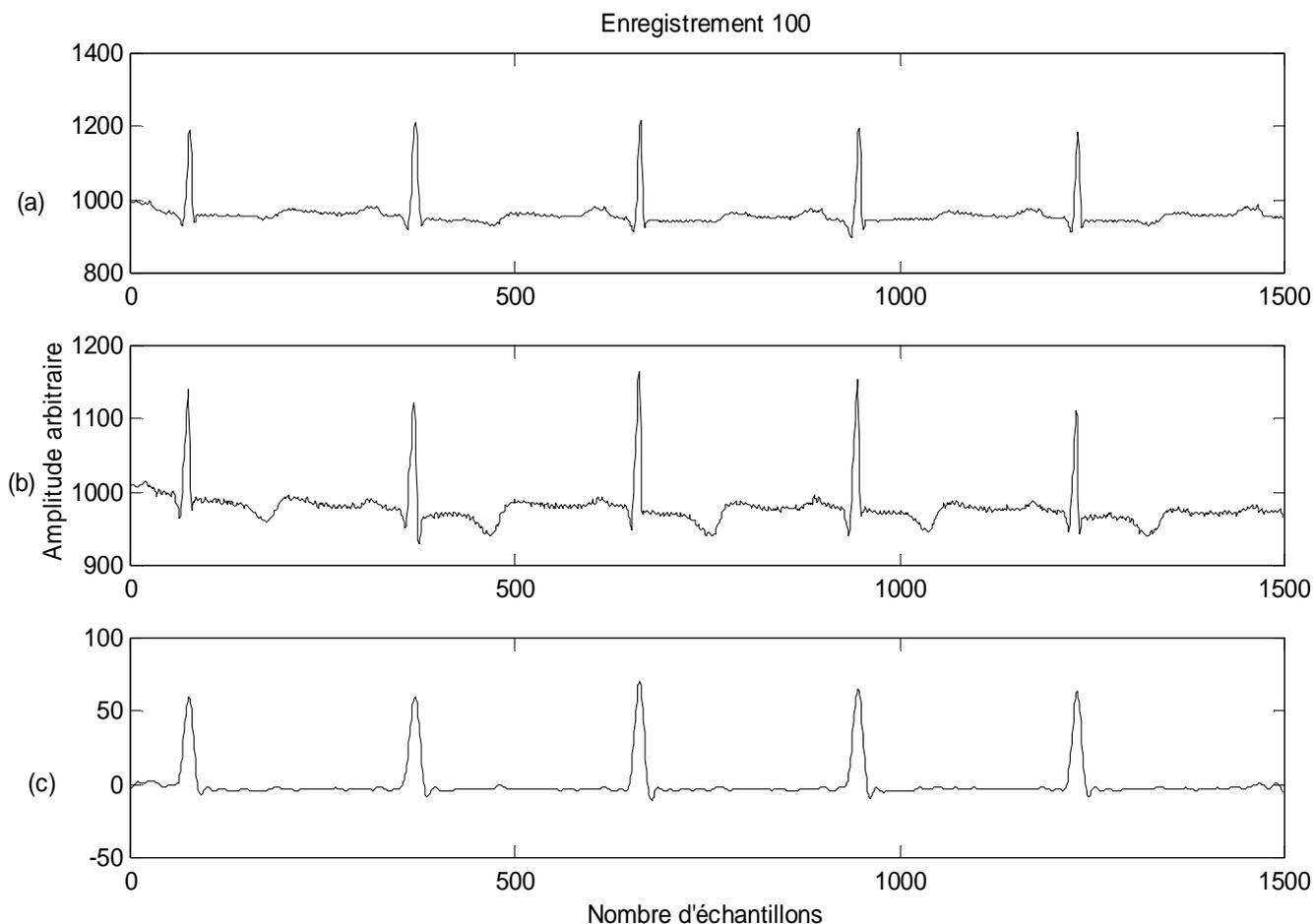
$$Y(i)=\frac{1}{L}\sum_{j=1}^L abs(X_j(i+1)-X_j(i-1)) \quad \text{III.14}$$

Ou  $X_j(i)$  est l'amplitude du signal ECG de la piste j d'enregistrement.

L est le nombre de piste.

Les figures III.12.a et III.12.b représentent les deux signaux de la base de données MIT-BIH. Le premier correspond à l'une des dérivations bipolaires (DI à DIII), le deuxième est l'une des dérivations précordiales (V1 à V6). La figure III.12.c correspond au signal Y composé des deux signaux issu des deux dérivations (L=2).

<sup>1</sup> Le terme piste ou voie d'enregistrement correspond à l'une des 12 dérivations standards.



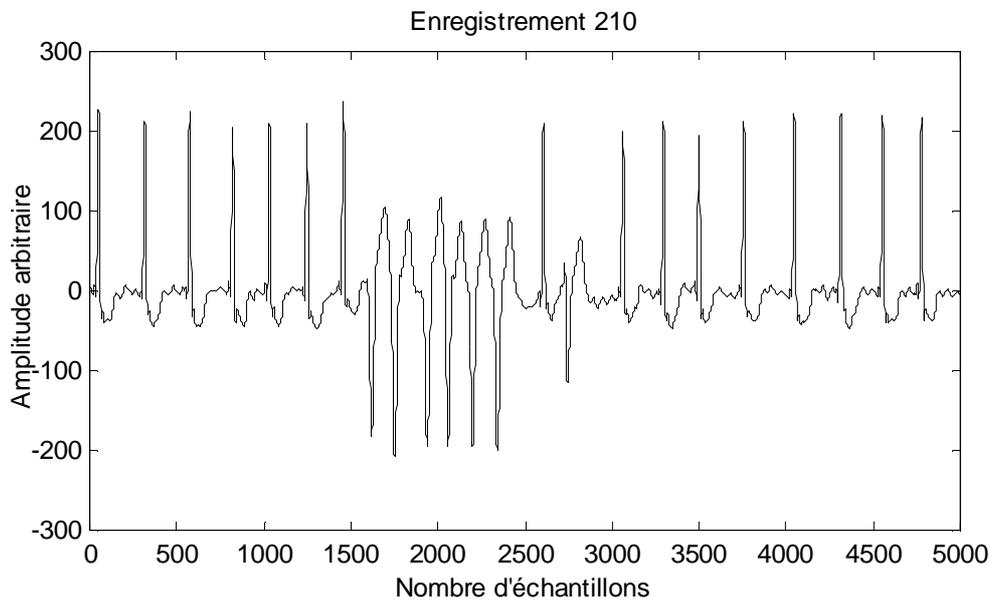
**Figure III.12 :** (a) Signal ECG issu de la première dérivation (une des dérivations bipolaires)  
(b) Signal ECG issu de la deuxième dérivation (une des dérivations précordiales)  
(c) La sortie Y (signal composé)

### III.8.2. Limites de la méthode

Les deux algorithmes de Ivaylo I Christov ont été testés sur l'ensemble des enregistrements de la base de données MIT-BIH. Le résultat des tests donne : une sensibilité  $Se=99.69\%$  et une spécificité  $Sp=99.65\%$  en appliquant l'algorithme 1 et une sensibilité  $Se=99.74\%$  et une spécificité  $Sp=99.65\%$  en appliquant les deux algorithmes 1 et 2.

Des erreurs de détection apparaissent pour quelques enregistrements tel que l'enregistrement 108 (Figure III.11) où l'amplitude des ondes P est comparable à celle des complexes QRS ; l'algorithme présente un taux de faux positifs  $FP=40$  pour l'algorithme 1 et  $FP=42$  en appliquant les deux algorithmes. Dans le cas de l'enregistrement 210 (Figure III.13), le taux d'erreur est élevé car le patient présente

des périodes d'extrasystole ventriculaire à plusieurs reprises pour un rythme cardiaque élevé ; ce qui conduit un taux de faux négatifs élevé.



**Figure III.13:** Dans le cas de l'enregistrement 210, le taux d'erreur est élevé car le patient présente des périodes d'extrasystole ventriculaire à plusieurs reprises pour un rythme cardiaque élevé.

### **III.9. Conclusion**

Différentes méthodes de détection des complexes QRS du signal ECG ont été décrites dans ce chapitre : elles sont basées sur une analyse temporelle du signal ECG. Leurs performances ont été évaluées et leurs limites étudiées. Ces limitations sont essentiellement liées à la qualité du signal ECG. En effet un enregistrement très bruité ou encore d'autres paramètres comme : extrasystoles ventriculaires de faible amplitude, des ondes P et T comparables à celui des ondes R, forte diminution de l'amplitude de l'onde R, affectent énormément la détection des complexes QRS et diminue ainsi la robustesse de chacune des méthodes.

Afin d'améliorer le taux de détection des complexes QRS, quatre algorithmes sont proposés, décrits et évalué dans le chapitre suivant.

## **Chapitre IV: METHODES NON LINEAIRES POUR LA DETECTION DU COMPLEXE QRS**

### **IV.1. Introduction**

Dans ce chapitre, nous allons présenter quatre algorithmes que nous avons mis en œuvre pour la détection des complexes QRS. Ils comportent trois étapes : Un filtrage linéaire du signal ECG, une transformation non linéaire et une règle de décision. Dans l'algorithme 1, 2 et 3, les ondes R sont repérées sur une seule voie d'enregistrement<sup>1</sup>. L'algorithme 4 est testé sur un signal composé des deux signaux issus des deux voies d'enregistrement. Les résultats devraient être les mêmes quelle que soit la voie considérée. Néanmoins le niveau de bruit sur l'une des voies peut être à l'origine de différences. Les performances de nos résultats sont comparées à celles présentées dans le chapitre précédent.

### **IV.2. Algorithme 1 [Hadj, 2005a]**

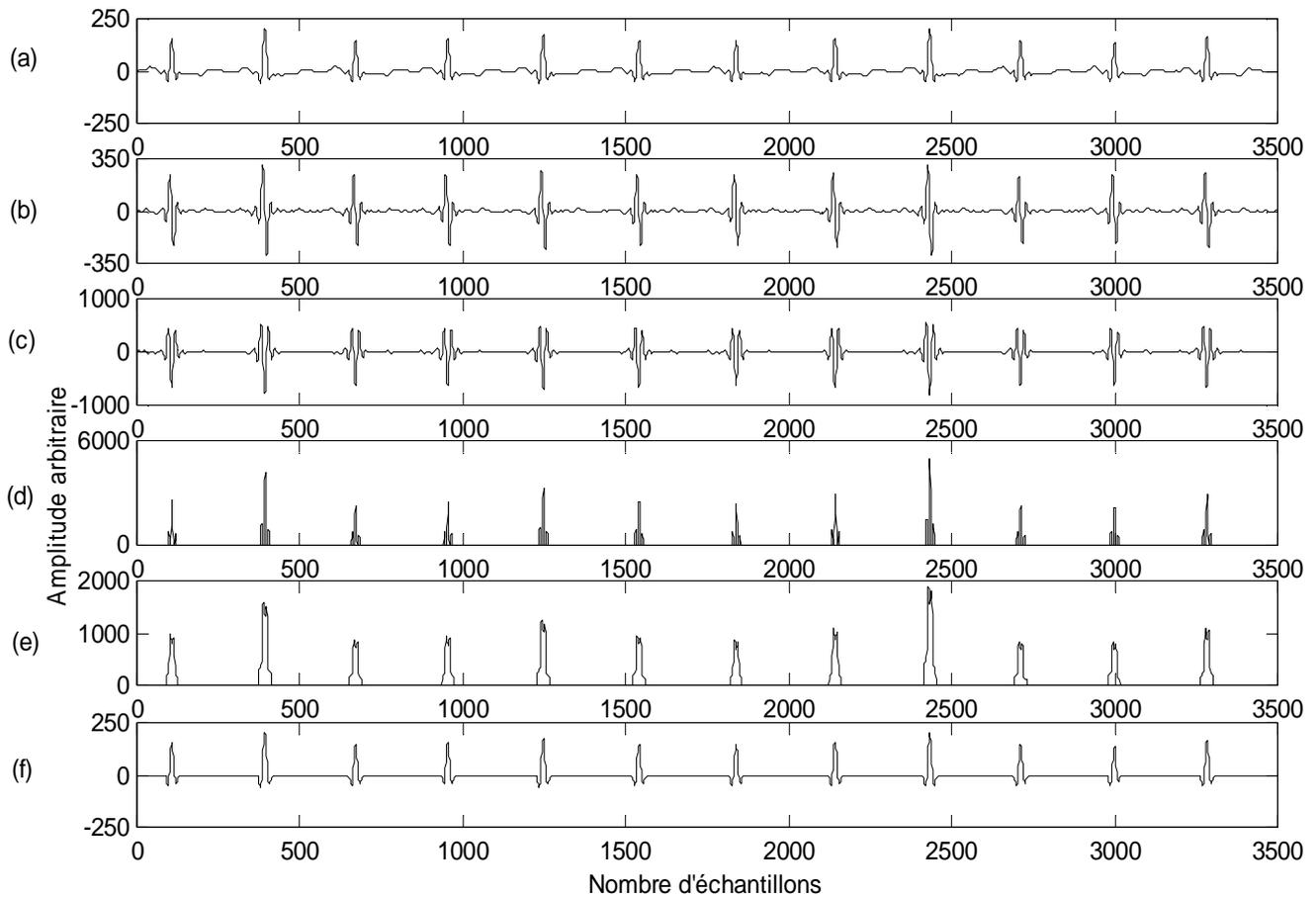
#### **IV.2.1. Présentation de l'algorithme**

L'algorithme 1 est testé sur la première voie d'enregistrement (dérivation DII). Cet algorithme comprend six phases (Figure IV.1):

- 1- Filtrage passe-bande
- 2- Première Dérivation
- 3- Deuxième dérivation
- 4- Transformation non linéaire
- 5- Intégration
- 6- Détection du maximum

---

<sup>1</sup> La base de données MIT-BIH contient 48 enregistrements. Chaque enregistrement contient deux voies d'enregistrements. Chacune des voies fournit un signal ECG issu de l'une des dérivations soit bipolaire ou précordiale.



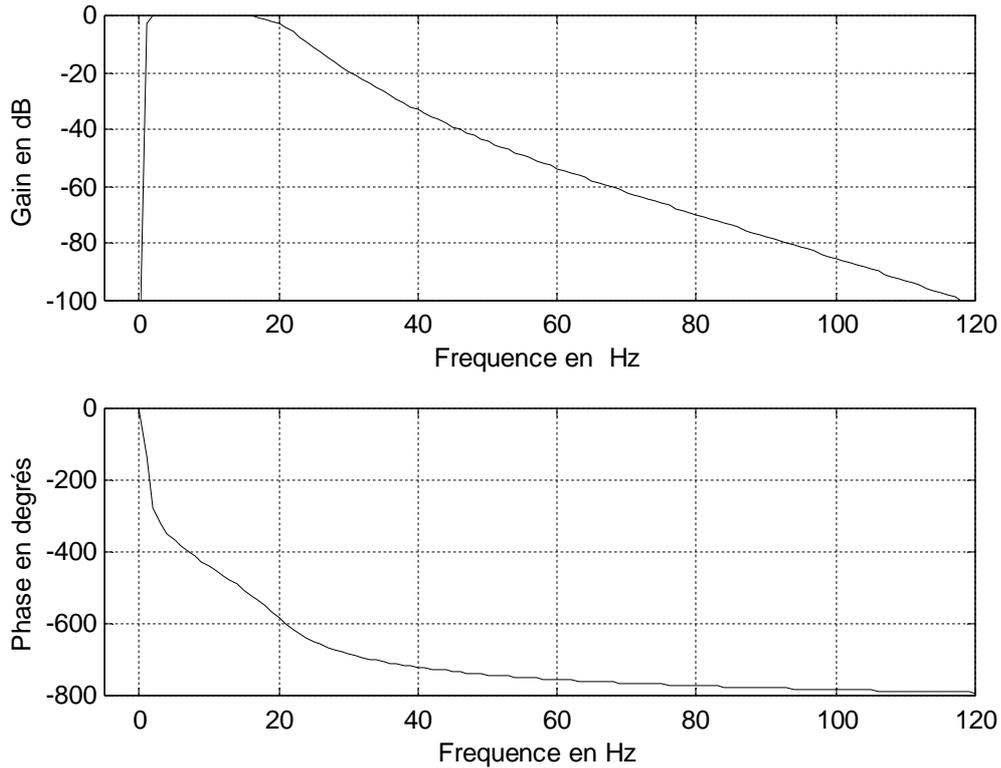
**Figure IV.1 :** Les six phases de traitement de l'algorithme 1

- (a) Filtrage passe-bande,
- (b) Première dérivation,
- (c) Deuxième dérivation,
- (d) Transformation non linéaire,
- (e) Intégration,
- (f) Résultat de détection des complexes QRS.

#### **IV.2.1.a. Filtrage passe-bande (Figure IV.1.a)**

La détection du complexe QRS est difficile non seulement à cause de sa morphologie variable, mais aussi à cause des différentes sources de bruits qui perturbent le signal ECG. Les sources de bruits qui peuvent intervenir sont : L'électromyogramme, les bruits du muscle, la motion artefact, les interférences du réseau 50 Hz, les ondulations de la ligne de base et les différentes ondes T de fréquence élevée et qui peuvent être interprété comme étant le complexe QRS.

D'après les données physiologiques, les ondes R ont une énergie maximale dans la bande 1-20 Hz. Il est donc naturel de filtrer le signal ECG dans cette bande. Le filtre utilisé est un filtre numérique récursif (RII) passe-bande de type butterworth d'ordre 5. La figure IV.2 montre la réponse en amplitude et en phase du filtre passe-bande. Comme c'est illustré sur la figure IV.2, la réponse du filtre est plate dans la bande fréquentielle 1-20 Hz.



**Figure IV.2 :** Réponse en amplitude et en phase du filtre passe-bande

#### **IV.2.1.b. Dérivation (Figure IV.1.b et IV.1.c)**

Après filtrage, le signal ECG est dérivé ( Figure IV.1.b) afin d'obtenir le maximum d'information au niveau du complexe QRS. La dérivation du signal ECG est obtenue par l'application d'un filtre dérivateur numérique. La fonction de transfert en z de ce filtre est :

$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = -2z^{-2} - z^{-1} + z^0 + 2z^1 \quad (IV.1)$$

où x est l'entrée et y la sortie.

L'équation récursive permettant de calculer la dérivé est donnée par la relation suivante :

$$y(k)=-2*x(k-2)-x(k-1)+x(k+1)+2*x(k+2) \quad (IV.2)$$

Après la première dérivation, le signal obtenu passe pour la deuxième fois par le même filtre dérivateur numérique dont la relation est (IV.2). Cette deuxième dérivation fait apparaître clairement les différentes informations concernant les complexes QRS (Figure IV.1.c).

#### **IV.2.1.c. Transformation non linéaire (Figure IV.1.d)**

Afin d'accentuer le contraste mis en évidence par la dérivation, une transformation non linéaire est faite sur le signal obtenu suivant la relation suivante :

$$y(n)=\begin{cases} |x(n)*x(n-1)*x(n-2)|, & \text{si } x(n),x(n-1),x(n-2) \text{ ont le même signe} \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (IV.3)$$

On continue le traitement du signal par l'application d'un seuillage en amplitude. Ce type de seuillage permet d'éviter les maxima trop faibles qui pourront être une cause d'erreur. Si l'amplitude du signal est inférieure au seuil, le signal est mis à zéro. Le seuillage s'effectue de la façon suivante :

$$y(n)=\begin{cases} 0, & x(n)<Ts \\ =x(n), & x(n)>Ts \end{cases} \quad (IV.4)$$

Où  $T_s$  est la valeur du seuil : En général il est inférieur à 10% de l'amplitude du pic le plus élevé détecté pendant les deux premières secondes du signal.

#### **IV.2.1.d. Intégration (Figure IV.1.e)**

L'intégration du signal permet d'obtenir plus d'informations sur la durée du complexe QRS et donc faciliter sa détection. 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 R) ; 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 [Pan, 1985], Ce qui correspond au double de la largeur moyenne d'un complexe QRS. L'équation récursive qui permet l'intégration du signal est donnée par la relation suivante :

$$Y(n)=(1/M)(x(n-(M-1))+ x(n-(M-2))+..... x(n)) \quad (IV.5)$$

Pour notre fréquence d'échantillonnage de 360 Hz, la valeur de M sera égale à 54 correspondant au 0.15 seconde choisie comme taille de la fenêtre d'intégration.

#### **IV.2.1.e. Détection des complexes QRS (Figure IV.1.f)**

Cette étape consiste à appliquer un deuxième seuillage en amplitude. Ce seuillage permet aussi d'éviter les maxima trop faibles qui pourront être une cause d'erreur. Le signal résultant contient seulement les complexes QRS. Ceci est indiqué par l'équation suivante :

$$\begin{aligned} \text{QRS}(n) &= \text{ECG}(n) && ;x(n) > Tq \\ &= 0 && ;x(n) < Tq \end{aligned} \quad (IV.6)$$

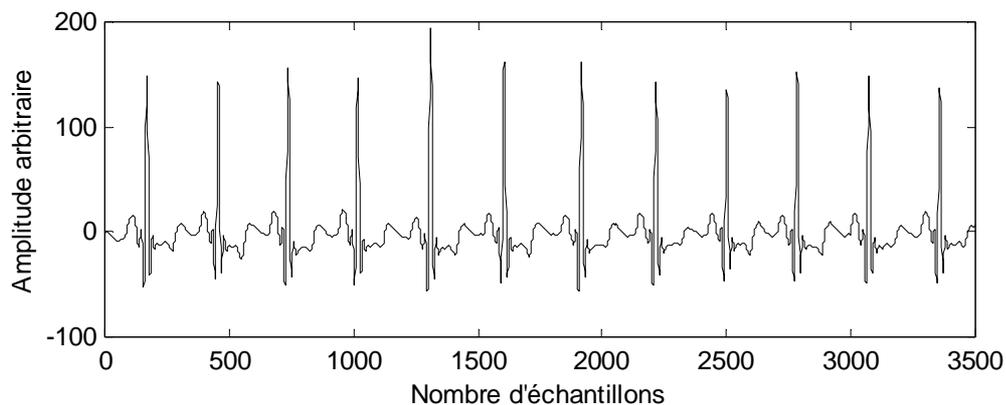
où  $x(n)$  est le signal issu après intégration. La figure IV.1.f montre le résultat de détection des complexes QRS.

### **IV.2.2. Détection de l'onde R et la mesure de la fréquence cardiaque**

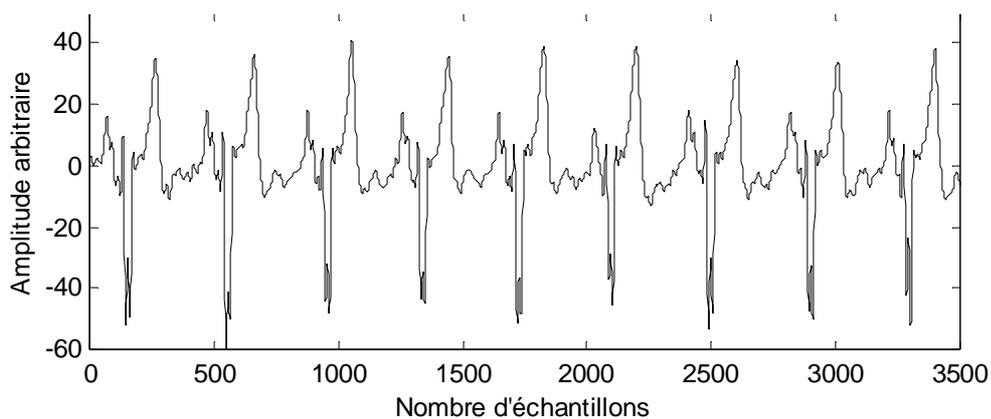
#### **IV.2.2.a. Détection de l'onde R**

Les ondes R sont en général de plus grande amplitude que les autres (Figure IV.3). Mais ce n'est pas le cas pour tous les patients : Parfois, l'onde T est d'amplitude comparable, ce qui pourrait être une sérieuse cause d'erreur (Figure IV.4). D'autres cas peuvent surgir et qui peuvent être aussi une cause d'erreur, tel que :

- l'onde P comparable à celui de l'onde R,
- Le complexe QRS inversé
- Et autres.



**Figure IV.3:** Enregistrement 100 (base MIT). Les ondes R sont de plus grande amplitude que les autres.



**Figure IV.4 :** Enregistrement 114 (base MIT). L'onde T est d'amplitude comparable à celle du complexe QRS.

Une fois les complexes QRS détectés, on implémente un algorithme qui permet de détecter la position de l'onde R. Cet algorithme est basé sur l'application d'un seuil adaptatif en amplitude. Ce type de seuillage est le même utilisé par Yin Sun et al. [Yin, 1992] avec quelques modifications afin d'augmenter le taux de détection.

La première étape de l'algorithme est une transformation non linéaire du signal obtenu suivant la relation suivante :

$$Y(n) = |QRS(n)|$$

Cette transformation permet d'éliminer le signe et d'assurer la symétrie de détection entre les ondes R et les ondes QS. Une période réfractaire (typiquement égal à 100 ms) est ensuite imposée, comme décrit dans la figure IV.5. Une fois la période réfractaire écoulée, la valeur du seuil est divisée par deux. Par contre, s'il aura un dépassement du seuil adaptatif, ce dernier prendra la valeur de l'amplitude du signal. La valeur initiale du seuil correspond à 40% de l'amplitude maximale observée pendant les deux premières secondes du signal. L'algorithme suivant présente en détail les différentes étapes de détection de la position de l'onde R.

**Algorithme :**

1.0 Nbpic=1

2.0 n=0

3.0 Val=False

4.0 Si  $y(n) > \text{Seuil}$

Alors

5.0.1  $\text{Seuil} = y(n)$

5.0.2  $\text{Pospic}(\text{Nbpic}) = n$

5.0.3 Val=True

sinon

5.0.4 Si la période réfractaire n'est pas expirée

Alors

5.0.4.1  $n = n + 1$

5.0.4.2 Aller à 5.0

Sinon

5.0.4.3  $\text{Seuil} = \text{Seuil} / 2$

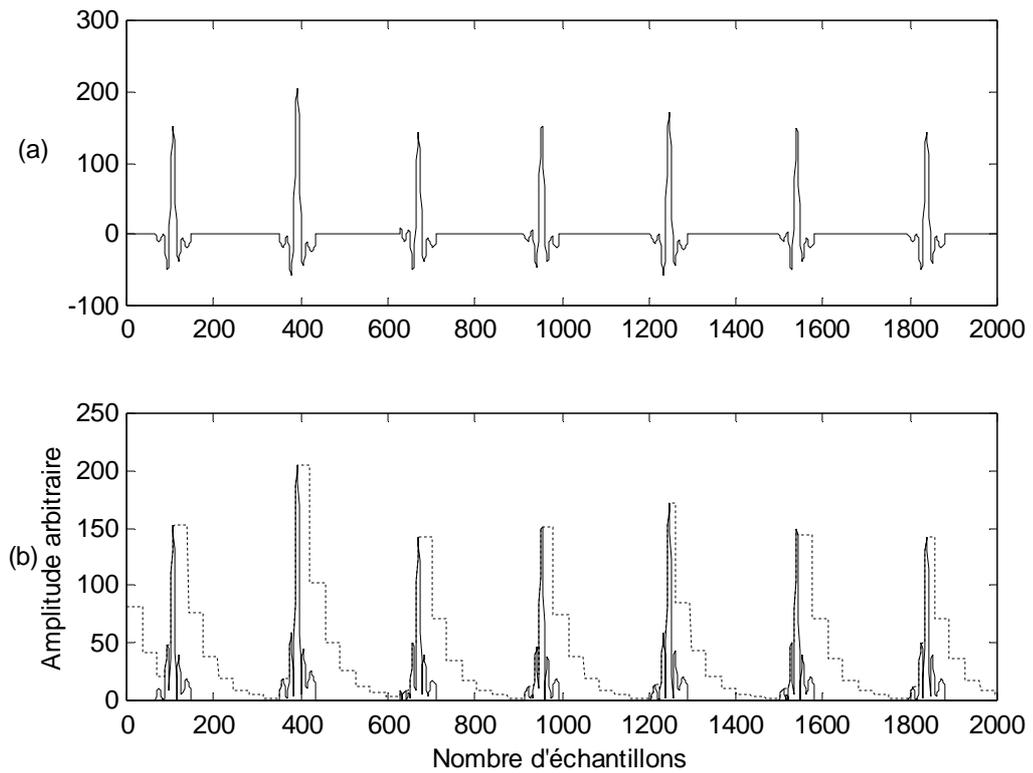
5.0.4.4 Initialisation du comptage de la période réfractaire

5.0.4.5 Si Val=True Alors Nbpic=Nbpic+1

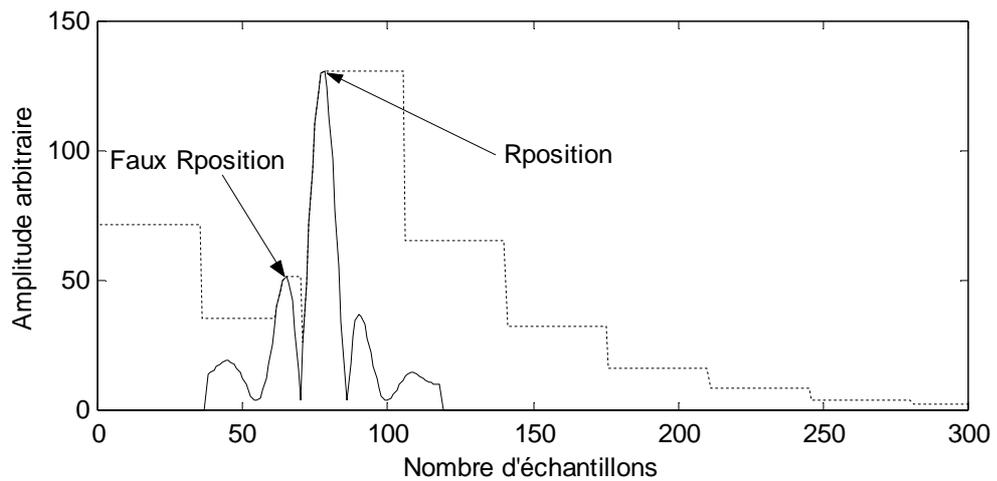
6.0 Aller à 4.0

Où Pospic est la position du R et Nbpic est le nombre de pic.

**Remarque :** Lorsque l'intervalle entre deux ondes R successives est inférieur à 200 ms, le premier pic détecté est considéré comme un faux pic R (Figure IV.6).



**Figure IV.5 :** (a) Résultats de la détection des complexes QRS  
(b) Détection du pic R utilisant une période réfractaire



**Figure IV.6 :** définition de la position du pic R

#### **IV.2.2.b. La mesure de la fréquence cardiaque [Gil, 1982]**

La fréquence cardiaque est le nombre d'impulsions sinusales par minute. On peut donc mesurer la fréquence cardiaque normale en mesurant soit l'activité auriculaire soit l'activité ventriculaire. La méthode la plus couramment utilisée est la mesure des cycles PP ou RR.

On appelle cycle, l'intervalle de temps compris entre deux ondes P (cycle PP) ou entre deux ondes R consécutives (cycle RR). Dans ce cas, on mesure le temps compris entre deux ondes P ou R en choisissant comme repères, pour chacune des ondes P ou R le début ou le sommet. Il est évident donc que plus l'intervalle compris entre deux ondes de même signification (PP ou RR) est long plus la fréquence est basse. Dans notre algorithme la fréquence cardiaque est mesurée à partir de l'intervalle de temps séparant deux ondes RR. Elle est donnée par la relation suivante :

$$RR(n)=Rp(n)-Rp(n-1) \quad (IV.7)$$

Où  $Rp(n)$  représente la position de l'onde R qui correspond au  $n^{\text{ième}}$  cycle cardiaque.

La mesure de l'intervalle RR conduit à la mesure des battements de cœur par minute, ceux ci sont données par la relation suivante :

$$Bat(n)=\frac{60}{RR(n)} \quad (IV.8)$$

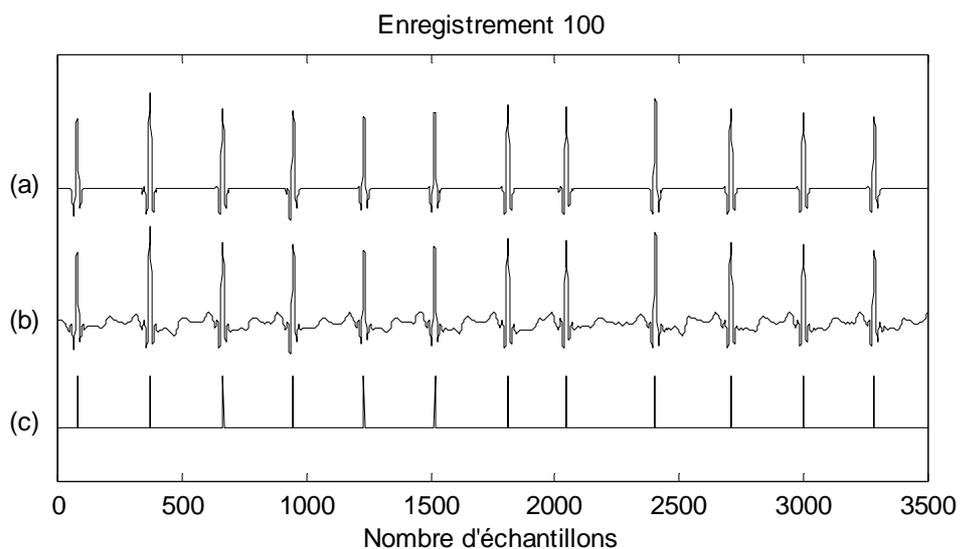
#### **IV.2.3. Discussion des résultats**

L'algorithme 1 a été validé par l'étude de la base de donnée MIT-BIH, dans laquelle chaque complexe QRS a été annoté manuellement. Ici, l'analyse porte uniquement sur la première voie des enregistrements (dérivation DII). Les figures IV.7 jusqu'au IV.12 illustrent quelques résultats obtenus sur six différents enregistrements représentant des morphologies différentes :

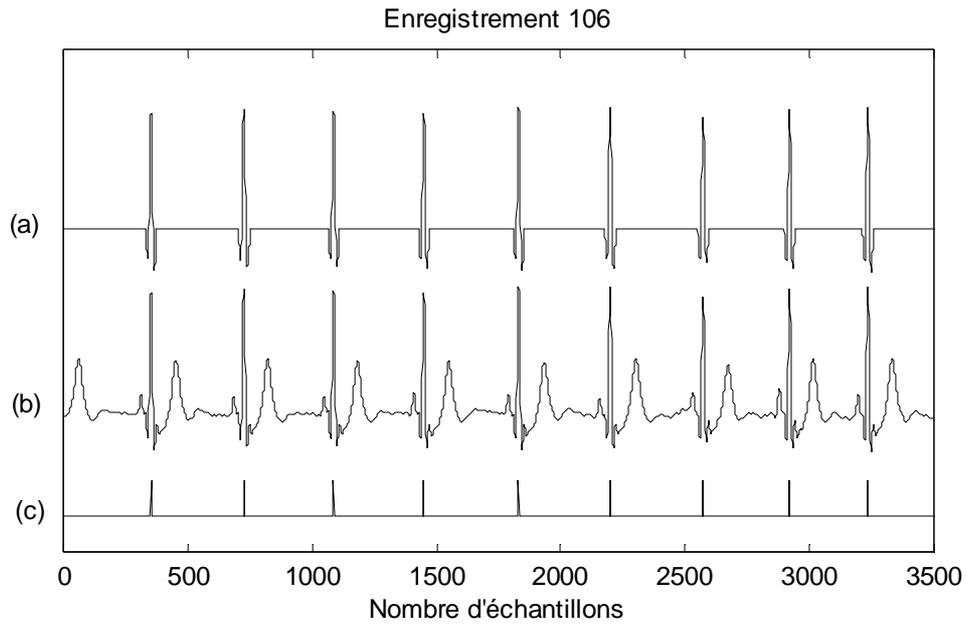
- Enregistrement 100 : représente un signal ECG normal,
- Enregistrement 106 : représente un signal ECG avec une onde T aussi importante que le complexe QRS,

- Enregistrement 108 : représente un QRS inversé avec une onde P d'amplitude comparable avec celle du complexe QRS,
- Enregistrement 112 : représente un signal ECG avec un rythme cardiaque supérieur à 90 battements par minute,
- Enregistrement 114 : représente des complexes QRS inversé avec des ondes T comparable avec celles des complexes QRS,
- Enregistrement 222 : représente un signal ECG avec une P d'amplitude aussi importante que le complexe QRS...etc.

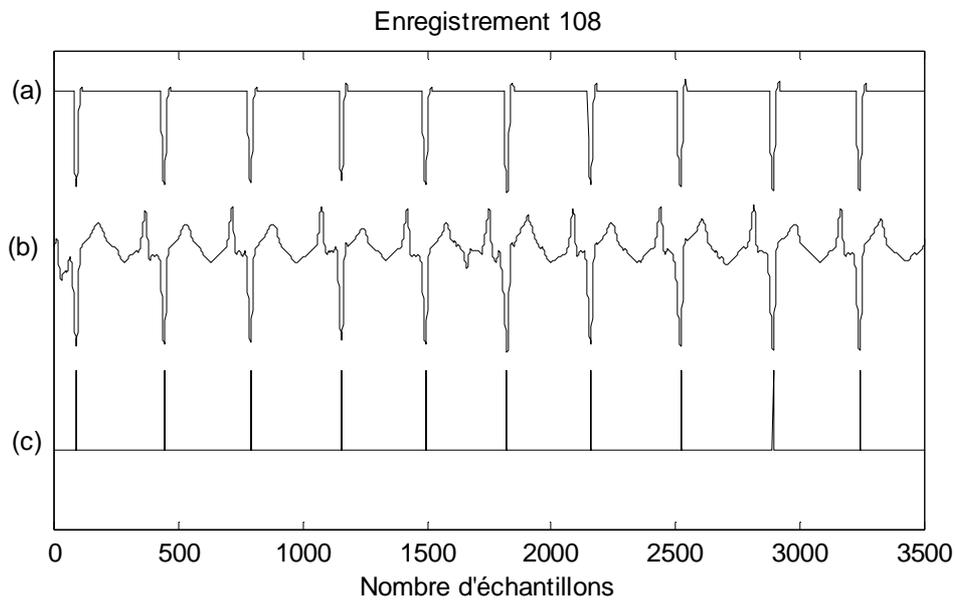
Les figures IV.7.c à IV.12.c montre clairement la puissance de l'algorithme 1 dans la détection des complexes QRS. L'algorithme ainsi implémenté, est évalué en l'application des enregistrements de la base MIT. Ses performances sont comparées aux méthodes de détection déjà décrites au chapitre précédent. Les neuf enregistrements choisis pour l'évaluation de l'algorithme 1 sont : 101, 106, 108, 114, 116, 121, 203, 222, 228. Ces enregistrements sont choisis car ils présentent des complexes QRS de morphologie difficile à détectée par les méthodes existantes. Les résultats obtenus sur les neuf enregistrements et résumés dans le tableau IV.1, donnent pour l'algorithme 1, un taux de sensibilité  $Se=99,77\%$  et un taux de spécificité  $Sp=99,92\%$ . Ces résultats sont meilleurs par rapport à ceux obtenus par l'application des méthodes de Tompkins et Ivaylo I Christov.



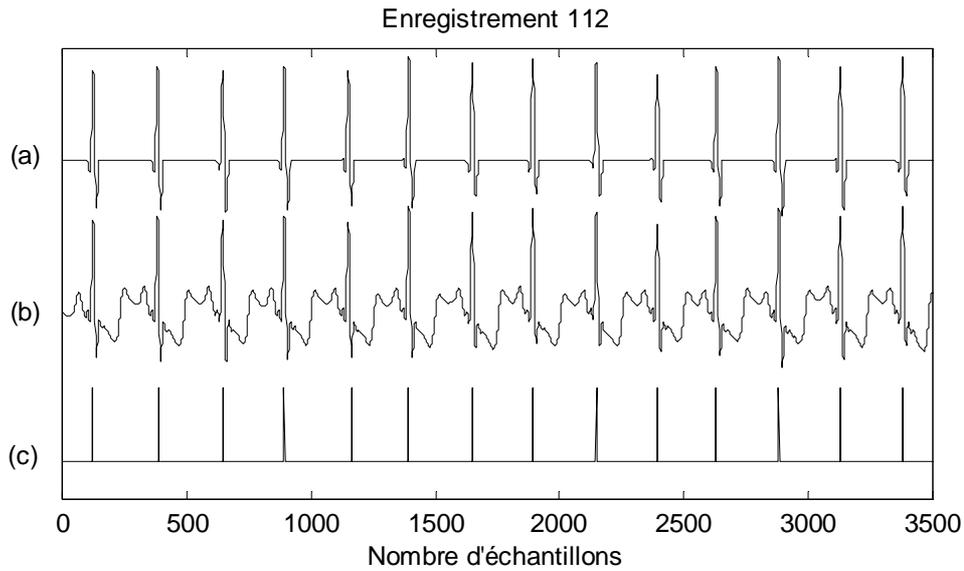
**Figure IV.7:** (a) Résultat de détection des complexes QRS ( $M=20$ )  
(b) Signal ECG(Enregistrement 100)  
(c) Train d'impulsion indiquant la position de l'onde R



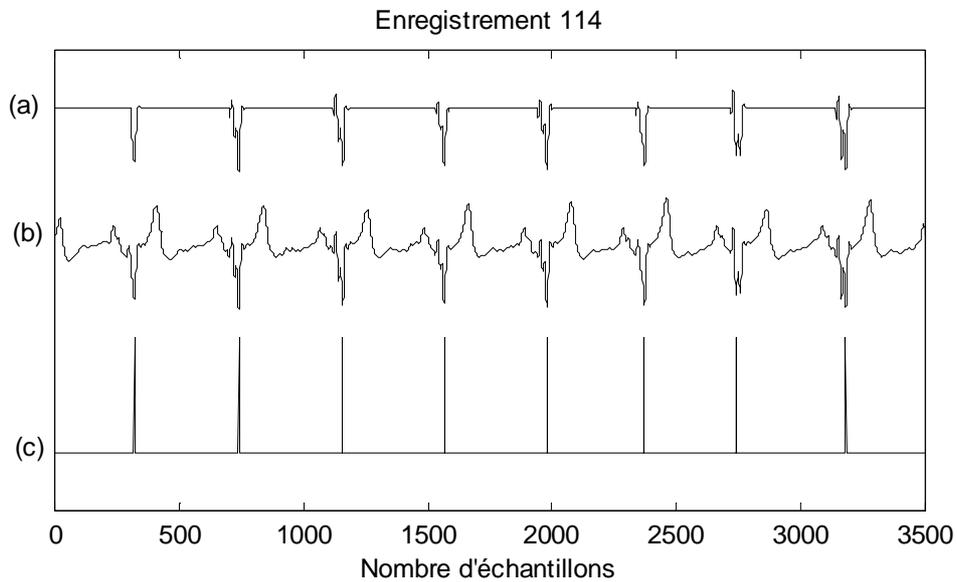
**Figure IV.8:** (a) Résultat de détection des complexes QRS ( $M=20$ )  
(b) Signal ECG(Enregistrement 106)  
(c) Train d'impulsion indiquant la position de l'onde R



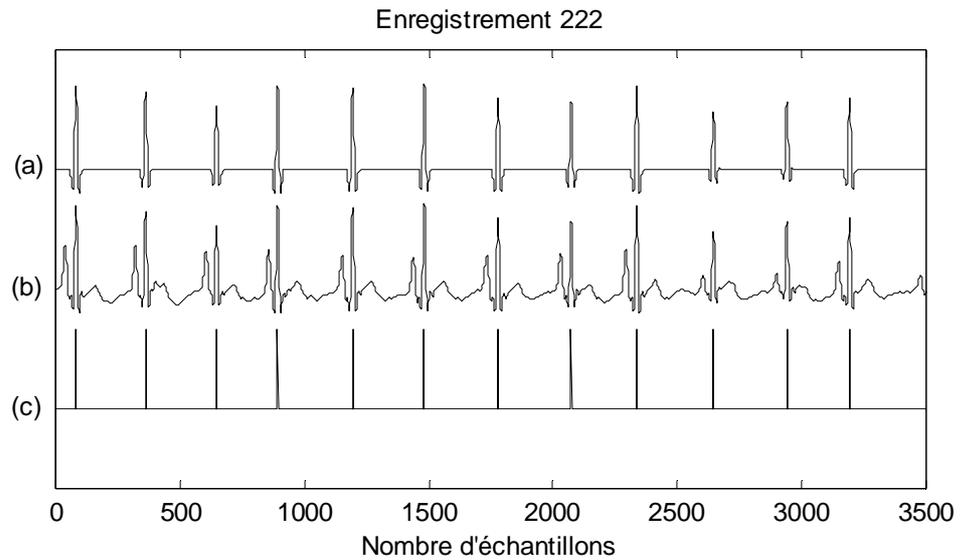
**Figure IV.9:** (a) Résultat de détection des complexes QRS ( $M=20$ )  
(b) Signal ECG(Enregistrement 108)  
(c) Train d'impulsion indiquant la position de l'onde R



**Figure IV.10:** (a) Résultat de détection des complexes QRS ( $M=20$ )  
(b) Signal ECG(Enregistrement 112)  
(c) Train d'impulsion indiquant la position de l'onde R



**Figure IV.11:** (a) Résultat de détection des complexes QRS ( $M=20$ )  
(b) Signal ECG(Enregistrement 114)  
(c) Train d'impulsion indiquant la position de l'onde R



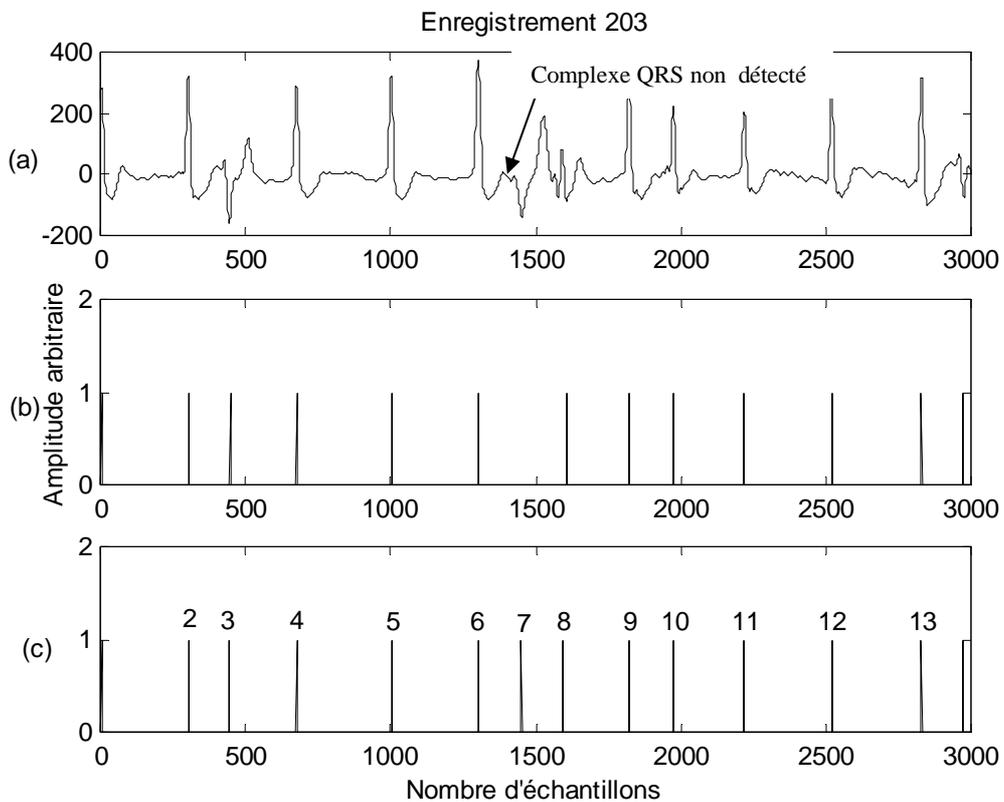
**Figure IV.12:** (a) Résultat de détection des complexes QRS (M=20)  
 (b) Signal ECG(Enregistrement 222)  
 (c) Train d'impulsion indiquant la position de l'onde R

Enregistrement (No.)	Nombre de battements annotés	Algorithme 1		Méthode de Tompkins		Méthode de Ivaylo I Christov			
		FP	FN	FP	FN	Algo1		Algo2	
						FP	FN	FP	FN
101	1865	5	3	5	3	4	1	4	1
106	2027	0	0	5	2	1	1	1	0
108	1763	6	10	199	22	40	2	42	1
114	1879	1	1	3	17	0	0	0	0
116	2412	0	0	3	22	2	22	2	19
121	1863	0	0	4	7	0	0	0	0
203	2982	1	22	53	30	13	71	27	62
222	2484	1	6	101	81	0	2	0	0
228	2053	1	2	25	5	0	0	1	0
Total	19328	15	44	398	189	60	99	77	83
		Se=99,77%		Se=99,02%		Se=99,48%		Se=99,57%	
		Sp=99,92%		Sp=97,96%		Sp=99,68%		Sp=99,60%	

**Tableau IV.1 :** résultats de l'évaluation de l'algorithme 1 utilisant la base de données MIT-BIH. Les résultats sont comparés aux valeurs obtenues par l'application des méthodes de Tompkins et Ivaylo I Christov.

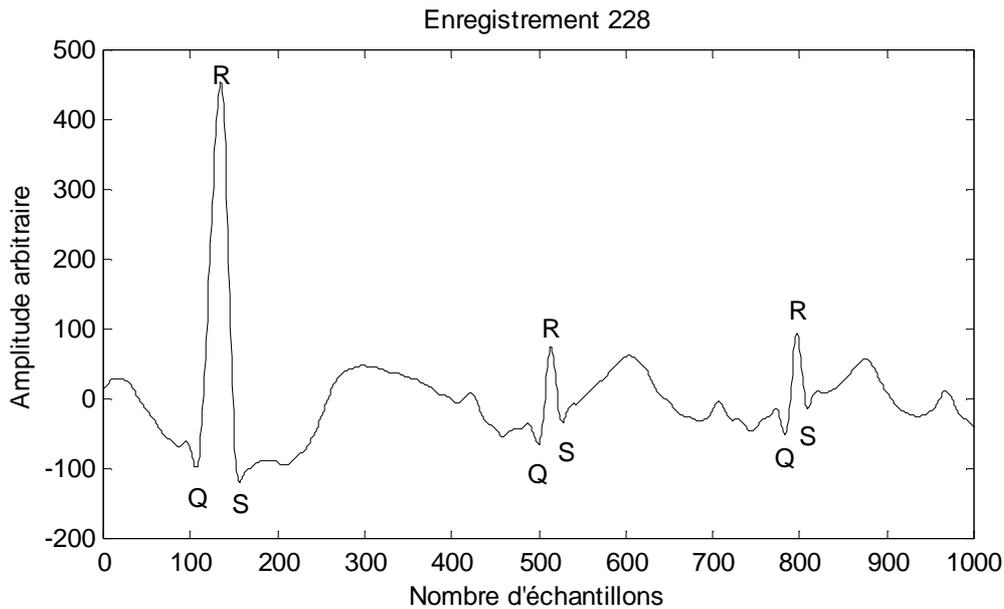
Une des limites de l'algorithme 1 est essentiellement liée à la qualité du signal ECG. Le niveau de bruit perturbant le signal ECG, influence la détection des complexes QRS et diminue la robustesse de la méthode. Dans la figure IV.13, le septième complexe QRS est bruité et ne peut être détecté par notre algorithme.

Aussi, le seuil doit être convenablement ajusté. En effet un changement brusque de l'amplitude de l'onde R peut entraîner une erreur de détection. Dans le cas de la figure IV.14, on remarque une chute brusque de l'amplitude du signal ECG, ce qui pourra être une cause d'erreur. Pour éviter cette erreur, le seuil  $T_s$  de la formule IV.4 doit être réduit à environ 30% de sa valeur initiale si aucun QRS n'est détecté avant un certain temps (166 % de la moyenne des sept derniers intervalles RR validés).



**Figure IV.13:** Dans cette figure, le septième complexe QRS est bruité et ne peut être détecté par notre algorithme.

- (a) Signal ECG (enregistrement 203)
- (b) Détection
- (c) Référence



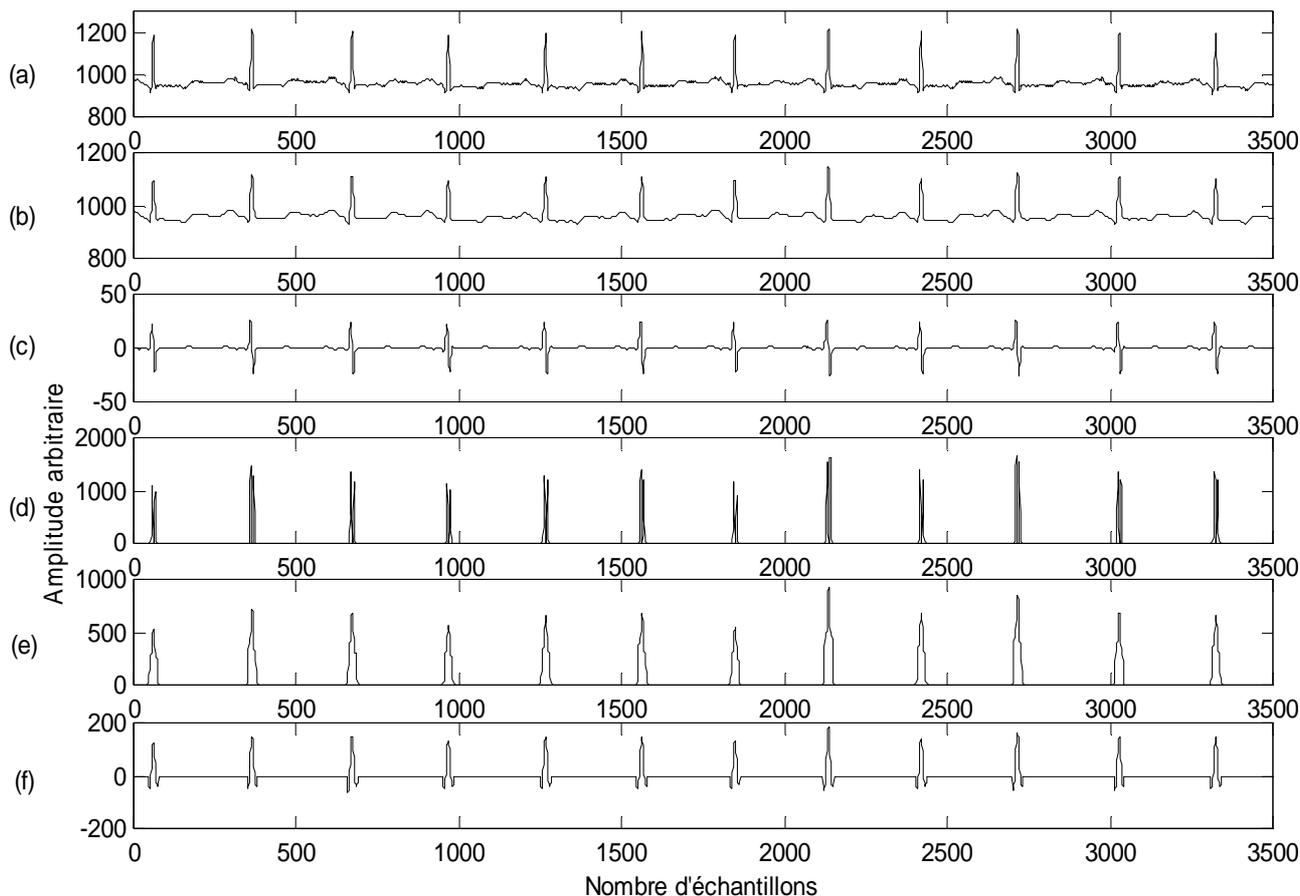
**Figure IV.14:** Dans cette figure, on remarque une chute brusque de l'amplitude de l'onde R, ce qui pourra être une cause d'erreur de détection.

### **IV.3. Algorithme 2 [Hadj, 2005b]**

#### **IV.3.1. Présentation de la méthode**

Comme présenté dans le chapitre III, Kang-Ping et Walter H.Chang ont proposé une méthode utilisant la prédiction linéaire pour l'analyse numérique du signal ECG en vue de détecter les contractions ventriculaires prématurées (PVC). Dans notre deuxième algorithme, la prédiction linéaire est utilisée pour la détection de tous les types de complexes QRS. L'algorithme comprend six phases(Figure IV.15):

- 1- Filtrage passe-bande
- 2- Lissage du signal ECG sur 10 points en utilisant un filtre à réponse finie
- 3- Application de la prédiction linéaire
- 4- Transformation non linéaire
- 5- Intégration
- 6- Détection du maximum



**Figure IV.15 :** Les six phases de traitement de l’algorithme 2

- (a) Signal ECG original,
- (b) Lissage du signal ECG sur 10 points en utilisant le filtre à réponse impulsionnelle finie,
- (c) L’erreur résiduelle obtenue après application de la prédiction linéaire,
- (d) Transformation non linéaire,
- (e) Intégration,
- (f) Résultat de détection des complexes QRS.

#### **IV.3.1.a. Filtrage passe-bande**

Le filtre utilisé est le même utilisé dans le premier algorithme : C’est un filtre numérique passe-bande de type butterworth d’ordre 5.

#### **IV.3.1.b. Lissage du signal ECG (Figure IV.15.b)**

L’étape suivante est un lissage sur 10 points du signal ECG en utilisant un filtre à réponse impulsionnelle finie.

L'équation récursive qui permet le lissage du signal ECG est donnée par la relation suivante :

$$\begin{aligned} y(n) = & 0.0333*x(n) + 0.0667*x(n-1) \\ & + 0.1*x(n-2) + 0.1333*x(n-3) \\ & + 0.1667*x(n-4) + 0.1667*x(n-5) \\ & + 0.1333*x(n-6) + 0.1*x(n-7) \\ & + 0.0667*x(n-8) + 0.0333*x(n-9) \end{aligned} \quad (IV.9)$$

Où  $x(n)$  est le signal original et  $y(n)$  est la sortie du filtre.

### IV.3.1.c. Application de la prédiction linéaire

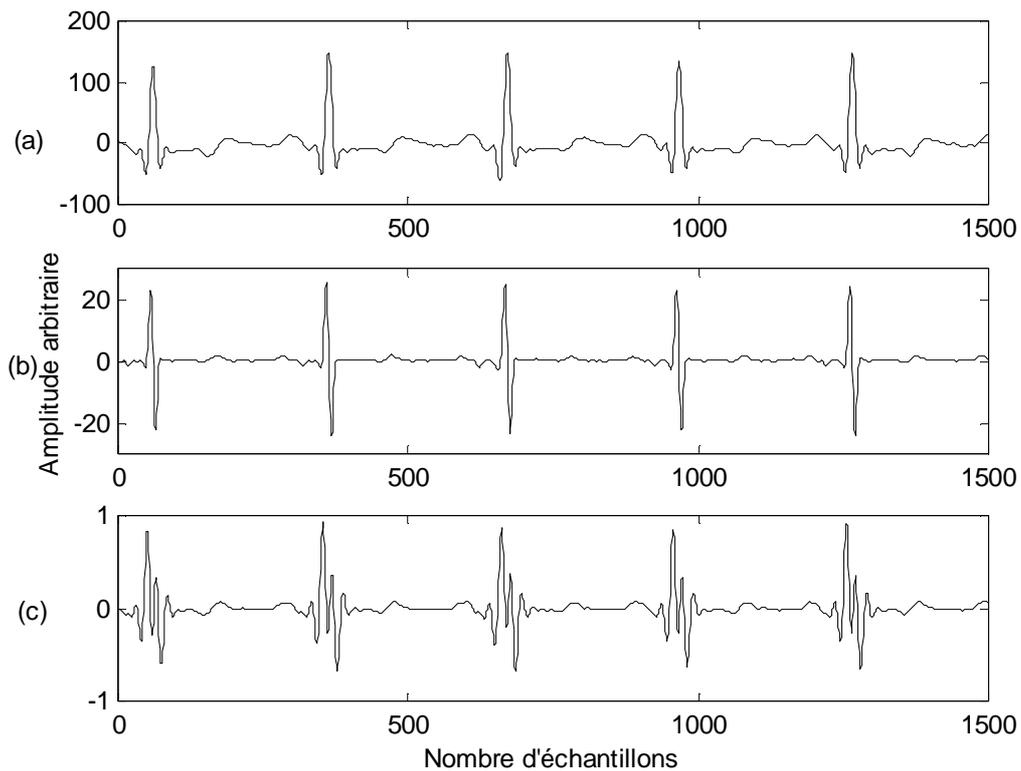
La description de la structure de base d'un prédicteur linéaire est présentée sur la Figure III.5 du chapitre III. Le principe de base est de minimiser la puissance de la suite  $e(n)$  telle que :

$$e(n) = x(n) - \hat{x}(n) = x(n) - \sum_{k=1}^P a(k)x(n-k). \quad (IV.10)$$

Où  $x(n)$  est l'entrée primaire; Le terme  $\hat{x}(n)$  constitue la prédiction de la suite d'entrée  $x(n)$  ; La suite  $e(n)$  est appelée erreur de prédiction ou erreur résiduelle ;  $P$  constitue l'ordre de prédiction.

Dans notre algorithme, nous utilisons la prédiction linéaire pour extraire les informations concernant les complexes QRS. En effet l'erreur résiduelle (erreur de prédiction) contient beaucoup d'information au niveau de la bande étroite du complexe QRS.

Afin d'obtenir une erreur résiduelle (erreur de prédiction) qui traduit clairement l'information concernant les complexes QRS, on utilise comme entrée primaire du prédicteur linéaire, le signal issu après lissage du signal ECG et non pas le signal issu après filtrage passe-bande. En effet et comme le montre la Figure IV.16.b, l'erreur résiduelle donne un maximum d'information surtout au niveau de la bande étroite du complexe QRS. Par contre, au niveau de la figure IV.16.c, on remarque l'apparition de rebond sur la partie terminale des complexes QRS, ce qui conduit à une mauvaise détection de ces complexes. L'erreur résiduelle obtenue après application de la prédiction linéaire est représentée sur la figure IV.15.c.



**Figure IV.16 :** (a) Le signal ECG (Enregistrement 100).

(b) Erreur résiduelle obtenue lorsque l'entrée primaire du prédicteur linéaire est choisie comme étant le signal issu après lissage.

(c) Erreur résiduelle obtenue lorsque l'entrée primaire du prédicteur linéaire est choisie comme étant le signal issu après filtrage passe-bande.

#### IV.3.1.d. Transformation non linéaire et intégration (Figure IV.15.d et IV.15.e)

La transformation non linéaire et l'intégration du signal se font de la même façon que l'algorithme 1 (relation IV.3 et IV.5).

#### IV.3.1.e. Détection des complexes QRS (Figure IV.15.f)

Cette étape, similaire à celle appliquée dans l'algorithme 1, permet de séparer les complexes QRS du signal ECG d'origine. Ceci est réalisé par la relation IV.6. La figure IV.15.f montre le résultat de détection des complexes QRS.

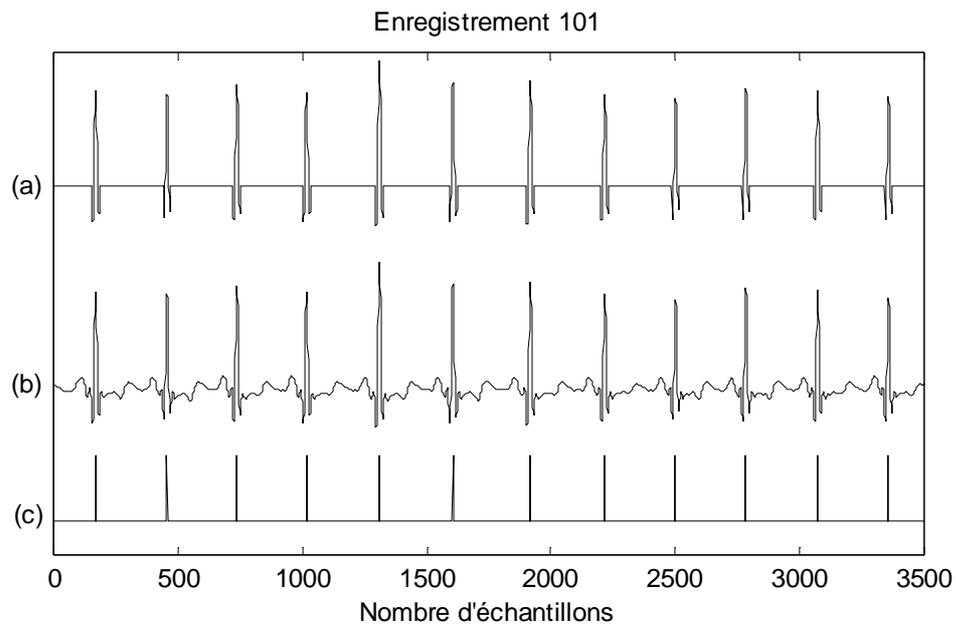
### **IV.3.1.f. Détection du pic R et la mesure de la fréquence cardiaque**

Cette étape est aussi similaire à celle de l'algorithme 1 : Elle est basée sur l'application d'un seuil adaptatif en amplitude (voir IV.2.2).

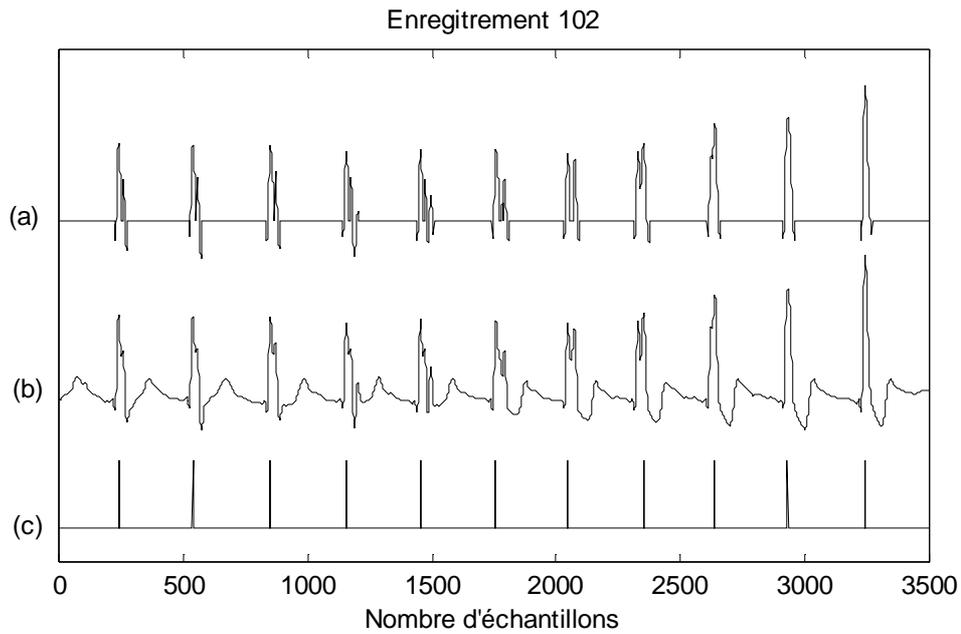
### **IV.3.2. Discussion des résultats**

L'algorithme 2 a été testé sur les signaux de la base de donnée MIT-BIH. Ici, l'analyse porte sur la première voie des enregistrements (dérivation DII). Les figures IV.17 jusqu'au IV.22 illustrent les résultats obtenus sur six différents enregistrements représentant des morphologies différentes.

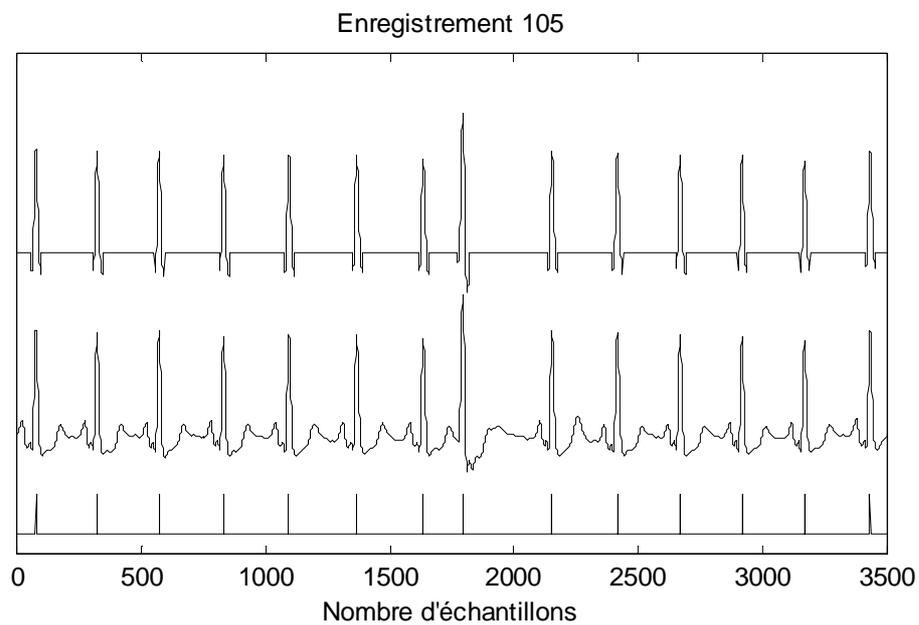
La prédiction linéaire appliquée à l'ECG pour la détection des complexes QRS s'est avérée être très efficace. En effet les figures IV.17.c à IV.22.c montre clairement la puissance de l'algorithme 2 dans la détection des complexes QRS.



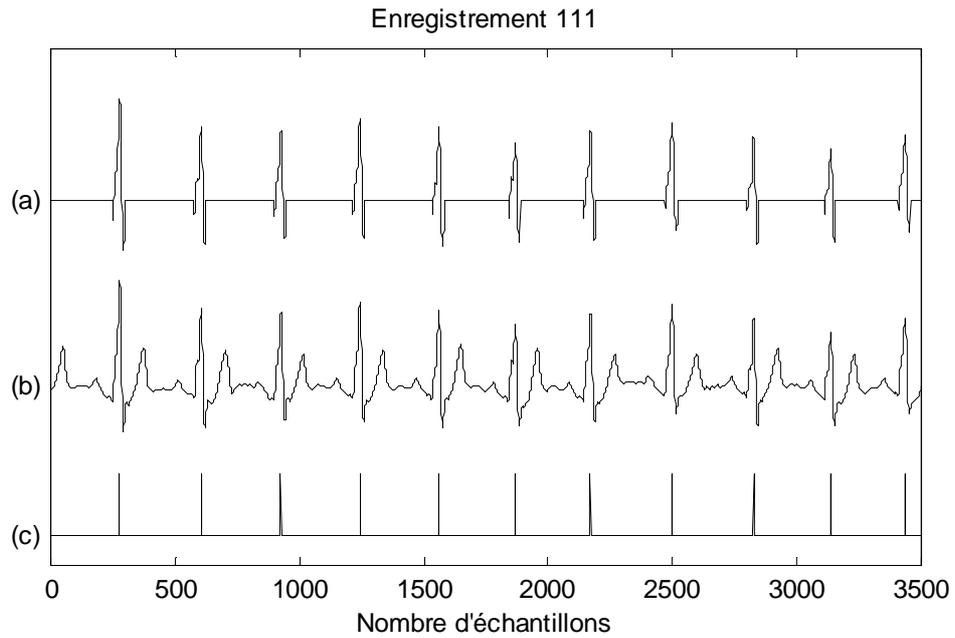
**Figure IV.17:** (a) Résultat de détection des complexes QRS  
(b) Signal ECG(Enregistrement 101)  
(c) Train d'impulsion indiquant la position de l'onde R



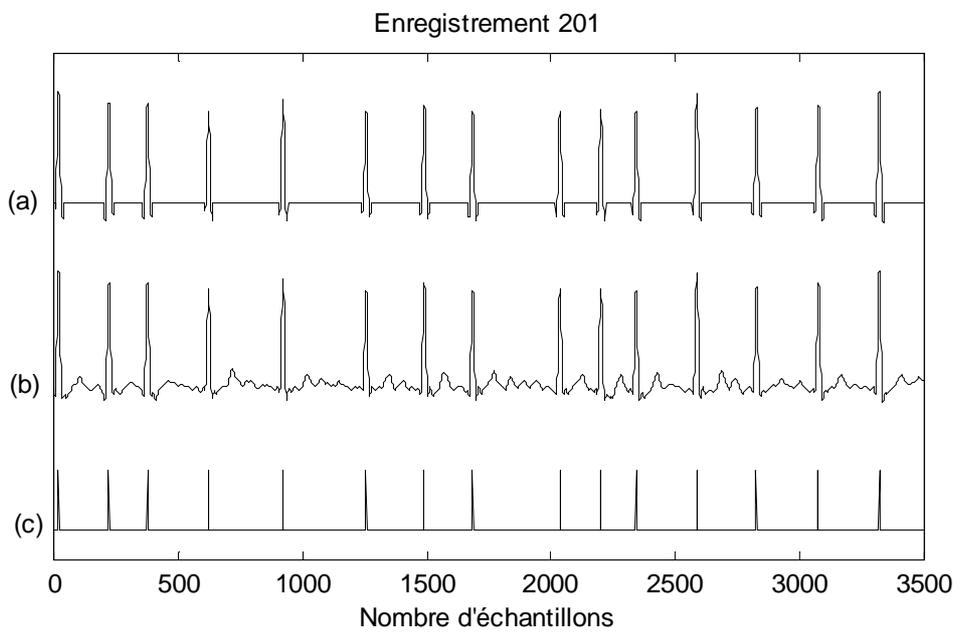
**Figure IV.18:** (a) Résultat de détection des complexes QRS  
(b) Signal ECG(Enregistrement 102)  
(c) Train d'impulsion indiquant la position de l'onde R



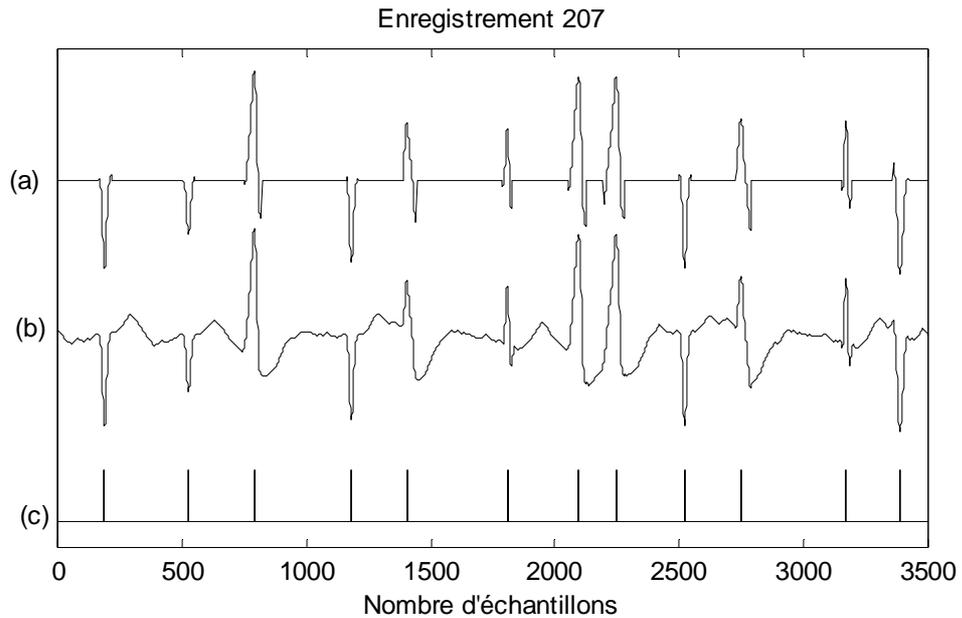
**Figure IV.19:** (a) Résultat de détection des complexes QRS  
(b) Signal ECG(Enregistrement 105)  
(c) Train d'impulsion indiquant la position de l'onde R



**Figure IV.20:** (a) Résultat de détection des complexes QRS  
(b) Signal ECG(Enregistrement 111)  
(c) Train d'impulsion indiquant la position de l'onde R



**Figure IV.21:** (a) Résultat de détection des complexes QRS  
(b) Signal ECG(Enregistrement 201)  
(c) Train d'impulsion indiquant la position de l'onde R



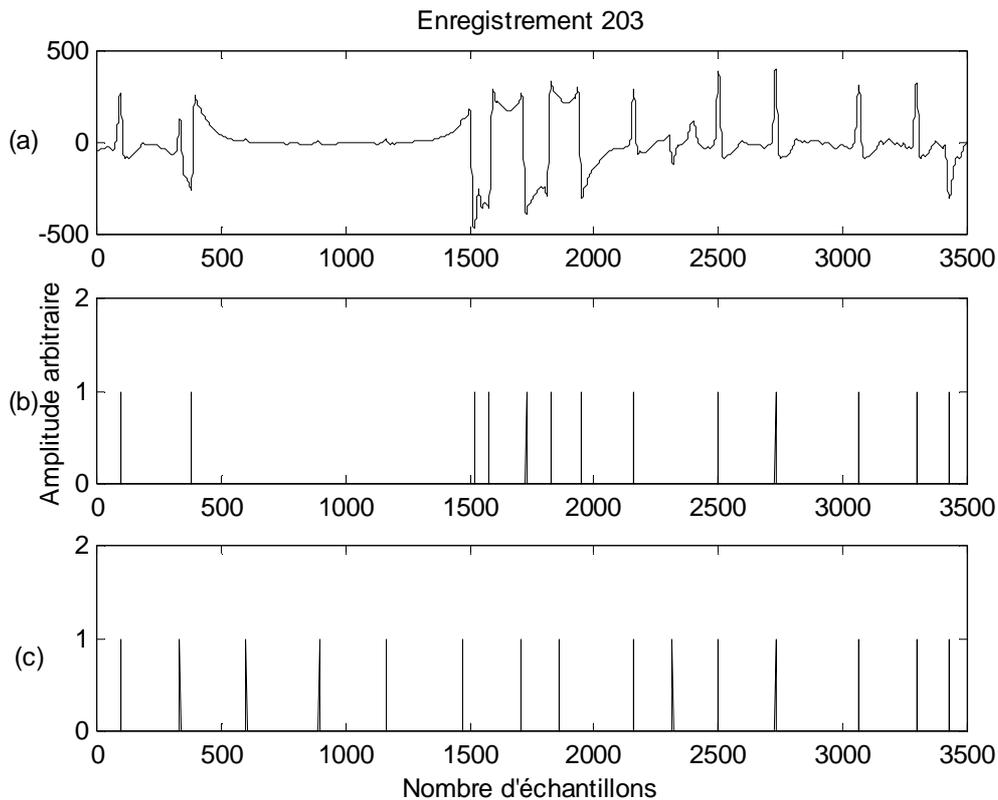
**Figure IV.22:** (a) Résultat de détection des complexes QRS  
(b) Signal ECG(Enregistrement 207)  
(c) Train d'impulsion indiquant la position de l'onde R

Le tableau IV.2 donne les valeurs de sensibilité et de spécificité correspondant aux neuf enregistrements choisis à partir de la base MIT-BIH. Les résultats obtenus sur les neuf enregistrements choisis, donnent pour l'algorithme 2, un taux de sensibilité  $Se=99,62\%$  et un taux de spécificité  $Sp=99,68\%$ . Ces résultats sont meilleurs par rapport à ceux obtenus par l'application des méthodes de Tompkins et Ivaylo I Christov.

Les limitations de l'algorithme 2 sont les mêmes que l'algorithme 1 : elles sont liées à la qualité du signal ECG et de l'ajustement convenable du seuil. Dans la figure IV.23, le signal ECG présente des complexes QRS bruité. Pendant ces périodes, les annotations de référence sont présentes. En revanche, notre algorithme ne repère pas les maxima de ces périodes. Ce qui explique le taux élevé des faux négatifs dans le cas de l'enregistrement 203, comme cela est présenté dans le tableau IV.2. Un deuxième point faible de l'algorithme est la détection des extrasystoles de faible amplitude. Dans la figure IV.24, le signal ECG présente deux extrasystoles de faible amplitude (n°3 et 4). Pendant ces deux périodes, les annotations de référence sont présentes. En revanche, notre algorithme ne repère que la deuxième extrasystole.

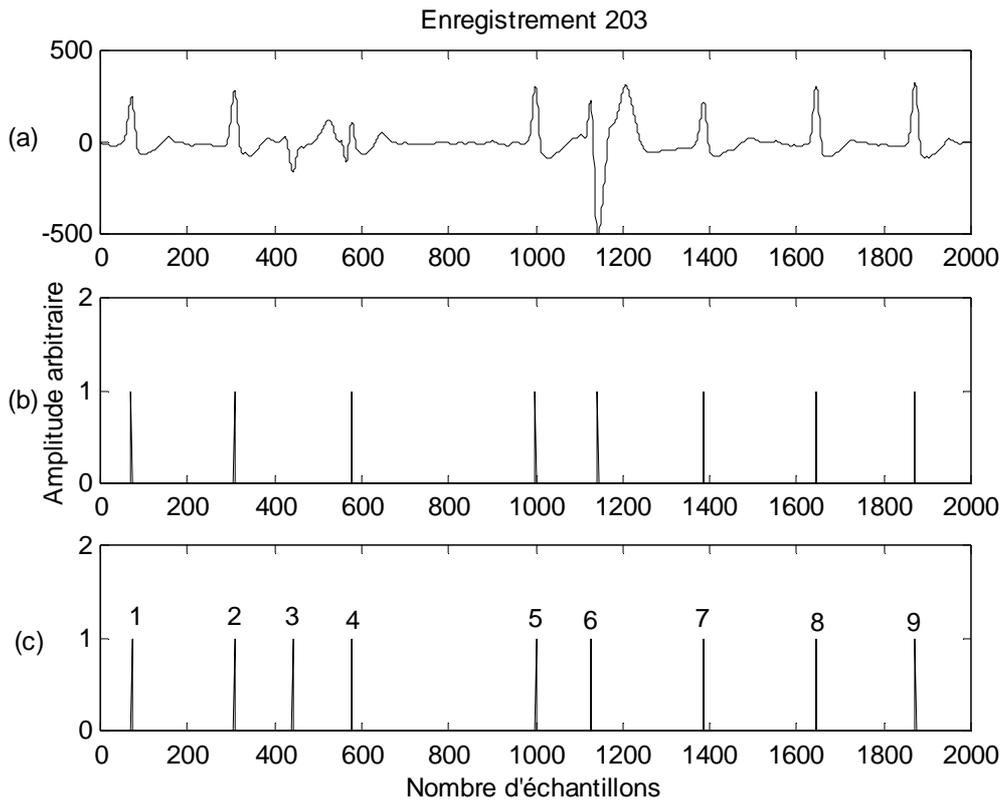
Enregistrement (No.)	Nombre de battements annotés	Algorithme 2		Méthode de Tompkins		Méthode de Ivaylo I Christov			
		FP	FN	FP	FN	Algo1		Algo2	
						FP	FN	FP	FN
101	1865	5	3	5	3	4	1	4	1
106	2027	0	1	5	2	1	1	1	0
108	1763	14	9	199	22	40	2	42	1
114	1879	1	0	3	17	0	0	0	0
116	2412	3	0	3	22	2	22	2	19
121	1863	1	1	4	7	0	0	0	0
203	2982	30	56	53	30	13	71	27	62
222	2484	2	1	101	81	0	2	0	0
228	2053	5	2	25	5	0	0	1	0
Total	19328	61	73	398	189	60	99	77	83
		Se=99,62%		Se=99,02%		Se=99,48%		Se=99,57%	
		Sp=99,68%		Sp=97,96%		Sp=99,68%		Sp=99,60%	

**Tableau IV.2 :** résultats de l'évaluation de l'algorithme 2 utilisant la base de données MIT-BIH. Les résultats sont comparés aux valeurs obtenues par l'application des méthodes de Tompkins et Ivaylo I Christov.



**Figure IV.23:** Dans cette figure, le signal ECG présente des complexes QRS bruité. Pendant ces périodes, les annotations de référence sont présentes. En revanche, notre algorithme ne repère pas les maxima de ces périodes.

- (a) Signal ECG (enregistrement 203)
- (b) Détection
- (c) Référence



**Figure IV.24:** Dans cette figure, le troisième complexe QRS n'est pas détecté.

(a) Signal ECG (enregistrement 203)

(b) Détection

(c) Référence

#### IV.4. Détection du complexe QRS par le modèle d'Hermite (Algorithme 3) [Ben, 2003] [BH, 2002]

Dans l'algorithme 3, nous utilisons le modèle d'Hermite pour extraire les informations concernant les complexes QRS. En effet l'estimation adaptative par le modèle d'Hermite donne une erreur résiduelle contenant beaucoup d'information au niveau de la bande étroite du complexe QRS rendant facile sa détection.

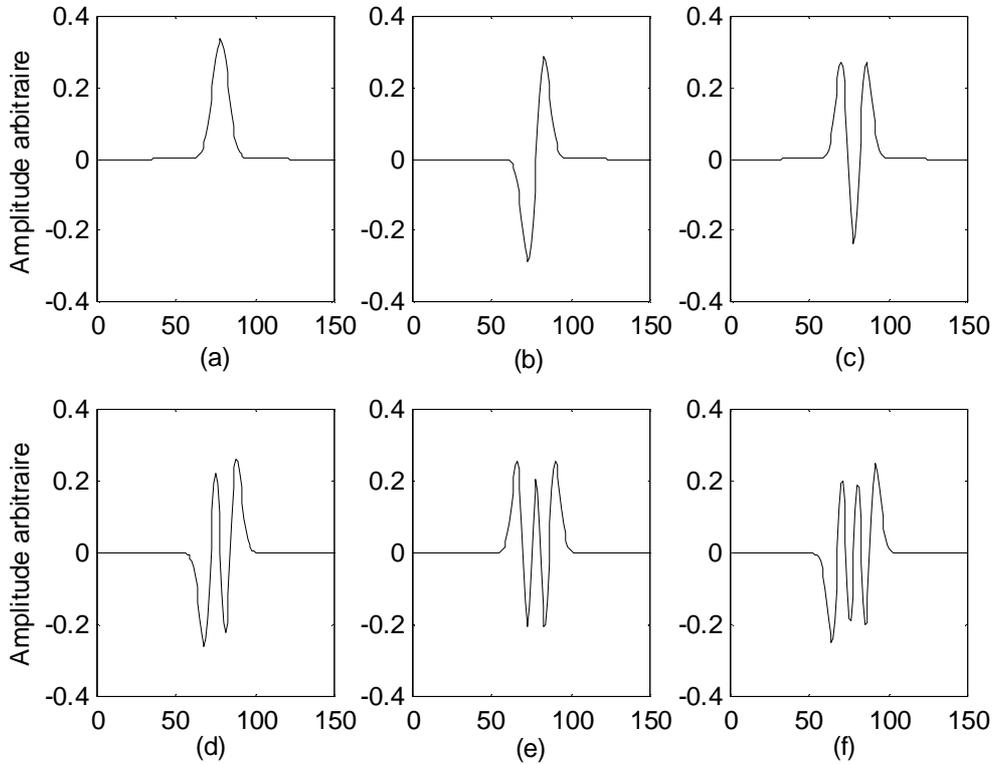
##### IV.4.1 Fonction d'Hermite

La fonction d'Hermite est définie par la relation suivante :

$$\Phi_n(t,b) = \frac{1}{\sqrt{b2^n n! \sqrt{\pi}}} e^{-\frac{t^2}{2b^2}} H_n(t/b) \quad (\text{IV.11})$$

Où  $H_n(t/b)$  est le polynôme d'Hermite (Voir Annexe B).

La figure IV.25 montre l'évolution de la fonction d'Hermite pour différentes valeurs de  $n$ , allant de 0 à 5 dans un intervalle de temps égal à 416 ms et pour une valeur de  $b=5$ .



**Figure IV.25:** Résultats des cinq premières fonctions d'Hermite ( $\Phi_n, n=0, \dots, 5$ ) dans un intervalle de 416 ms pour une valeur de  $b=5$  : (a)  $n=0$ ; (b)  $n=1$ ; (c)  $n=2$  ; (d)  $n=3$  ; (e)  $n=4$  ; (f)  $n=5$

#### **IV.4.2. Présentation du système permettant l'estimation adaptative du complexe QRS par le modèle d'Hermite [Lag, 1996a]**

La figure IV.26 présente le schéma d'un système d'estimation adaptatif par le modèle d'Hermite. Ce système est basé sur une structure particulière du filtre combineur linéaire adaptatif (CLA).

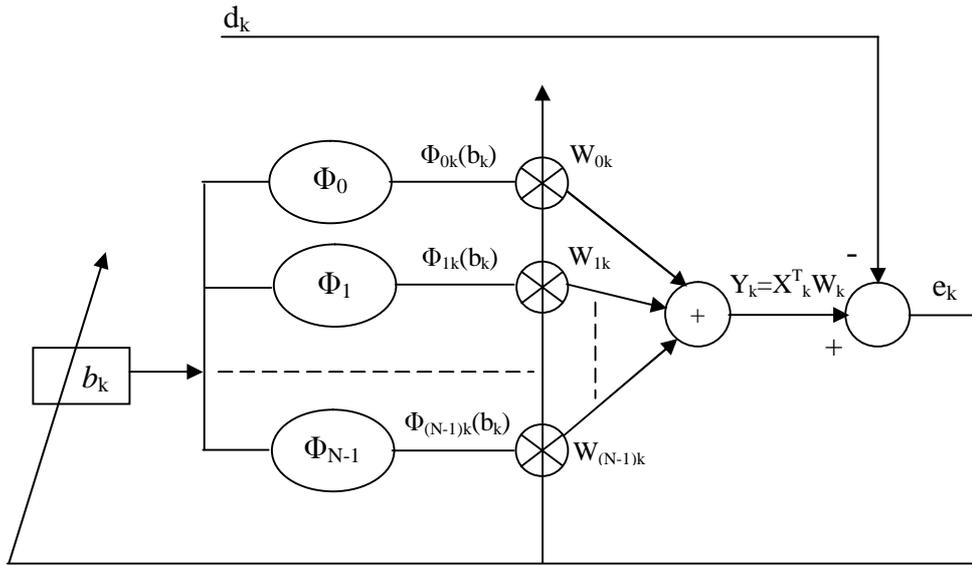


Figure IV.26 : Estimateur adaptatif par le modèle d’Hermite

Le signal primaire  $d_k$  constitue le signal désiré. Le signal de référence  $y_k$  est obtenu par une combinaison linéaire des fonctions d’Hermite, où chacune d’elle est affectée à un facteur poids  $W_n$ . Ces facteurs poids caractérisent la modélisation du signal ECG.

Deux processus d’adaptation sont utilisés : les poids du filtre ( $W_n$ ) et le paramètre d’adaptation  $b$ . Le paramètre  $b$  agit sur l’entrée du générateur de base des fonctions d’Hermite afin de produire les éléments de référence ( $Y_k$ ).

La construction des entrées de référence est équivalente à la construction du signal primaire  $d_k$ . On concatène les séquences des fonctions d’Hermite définie dans une période de  $L$  échantillons. Les entrées de référence  $\Phi_{nk}$  sont définies par la relation suivante :

$$\Phi_{nk}(b) = \sum_{j=0}^{nqrs} \Phi_n(kT - L(j - \frac{1}{2})T, b) \Pi(\frac{kT - jLT}{LT}) \quad \text{IV.12}$$

Où  $T$  est la période d’échantillonnage et  $\Pi(t/a)$  est la fonction d’une fenêtre rectangulaire de largeur  $a$  centré sur  $t=0$ , et dont l’amplitude est égale à 1.

Le paramètre est recalculé de façon continue et agit sur l’entrée du générateur de fonction d’Hermite.

L'algorithme d'adaptation de l'estimateur est contrôlé par la suite des erreurs  $e_k$  qui seront utilisés pour ajuster les poids du filtre ( $W_n$ ) et le paramètre  $b$ . Ces erreurs correspondent à la différence entre le signal primaire  $d_k$  et le signal de sortie  $y_k$  qui est défini par la relation suivante :

$$y_k(b) = \sum_{n=0}^{N-1} w_{nk} X_{nk}(b) = W_k^T X_k(b) \quad \text{IV.13}$$

Où  $X_{nk}(b) = \Phi_{nk}(b)$ ,  $X_k$  est le vecteur de référence et  $W_k$  est le vecteur poids

$$X_k(b) = [X_{0k}(b), X_{1k}(b), \dots, X_{(N-1)k}(b)]^T \quad \text{IV.14}$$

$$W_k = [w_{0k}, w_{1k}, \dots, w_{(N-1)k}]^T \quad \text{IV.15}$$

Le signal d'erreur  $e_k$  est défini par la relation suivante:

$$e_k = d_k - y_k(b) = d_k - W_k^T X_k(b) \quad \text{IV.16}$$

L'erreur quadratique moyenne entre le signal primaire et le signal estimé est donnée par la relation suivante :

$$E[e_k^2] = E[d_k^2] + W^T R W - 2P(b)^T W \quad \text{IV.17}$$

Où  $R = E[X_k(b)X_k^T(b)]$  ,  $P(b) = E[d_k X_k(b)]$

Utilisant l'algorithme des moindres carrés (LMS) [Lag, 1992][Lag, 1996b], le calcul des coefficients du filtre se fait suivant la relation suivante :

$$W_{k+1} = W_k + 2\mu_1 e_k X_k(b) \quad \text{IV.18}$$

Le paramètre  $b$  est calculé suivant un autre processus d'adaptation (voir aussi Annexe B) suivant la formule suivante :

$$b_{k+1} = b_k + 2\mu_2 e_k(b_k) \sum_{n=0}^{N-1} w_n \frac{\partial \Phi_{nk}(b_k)}{\partial b_k} \quad \text{IV.19}$$

Avec :

$$\frac{\partial \Phi_n(t, b)}{\partial b} = \frac{1}{2b} [-\sqrt{n(n-1)} \Phi_{n-2}(t, b) + \sqrt{(n+2)(n+1)} \Phi_{n+2}(t, b)] \quad \text{IV.20}$$

Les limites de convergence doivent satisfaire les conditions suivantes [Lag, 1996a]:

$$\mu_1 < T \quad \text{et} \quad \mu_2 < \frac{LTb^*}{SE}$$

Où  $T$  est la période d'échantillonnage.

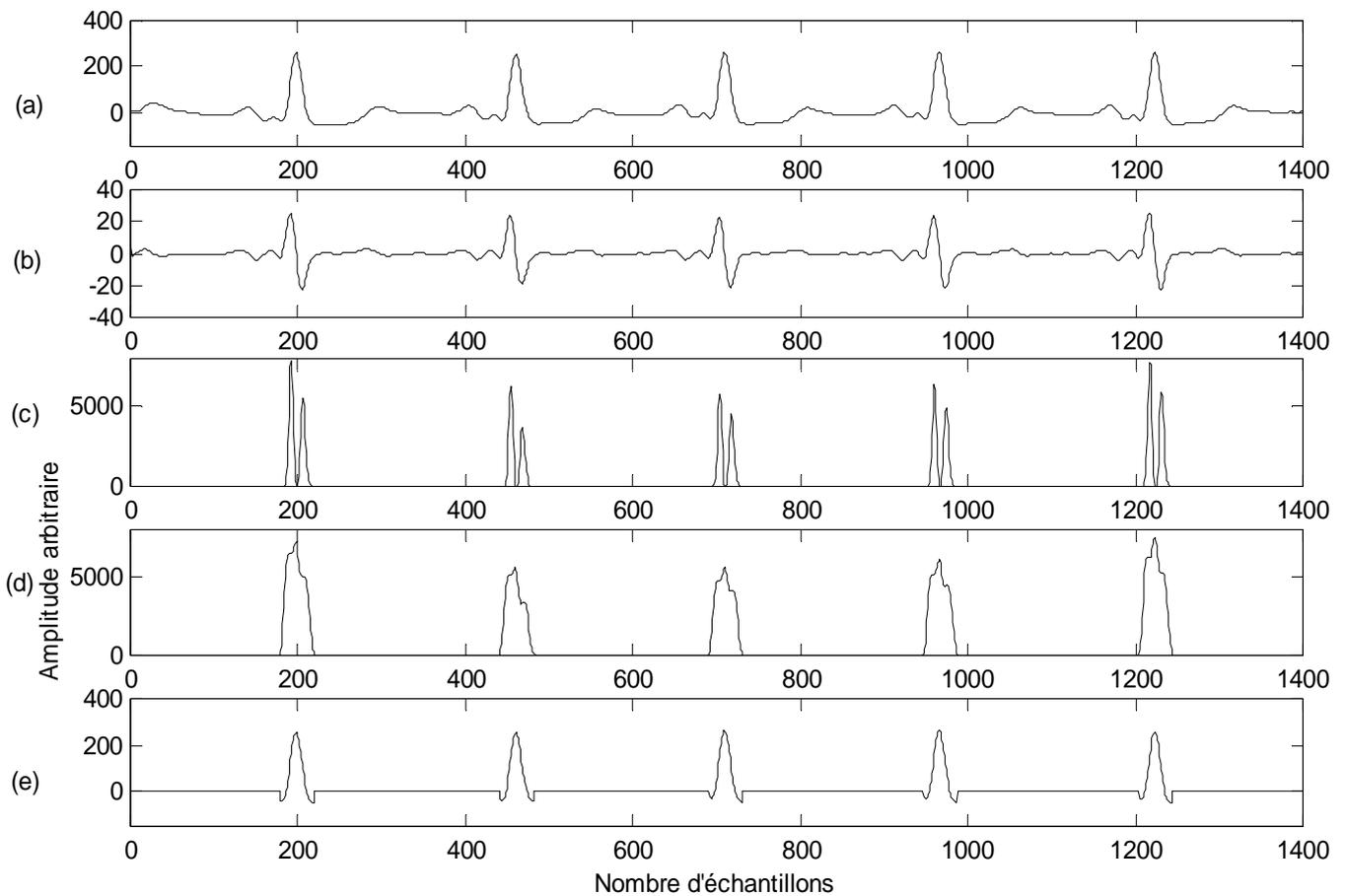
$b^*$  est la valeur de  $b$  optimal.

$SE$  est l'énergie du signal.

#### **IV.4.3. Présentation de l'algorithme**

L'algorithme comprend cinq étapes ; il se décompose de la manière suivante (Figure IV.27):

- 1- Filtrage passe-bande
- 2- Application de l'estimateur adaptatif par le modèle d'Hermite
- 3- Transformation non linéaire
- 4- Intégration
- 5- Détection du complexe QRS



**Figure IV.27 :** Les cinq étapes de traitement de l'algorithme 3

- (a) Signal ECG original,
- (b) L'erreur résiduelle obtenue après application de l'estimateur adaptatif par le modèle d'Hermite,
- (c) Transformation non linéaire,
- (d) Intégration,
- (e) Résultat de détection des complexes QRS.

On commence le traitement par un filtrage du signal ECG. Le filtre utilisé est le même utilisé dans les algorithmes précédents : C'est un filtre numérique récursif (IIR) passe-bande de type butterworth d'ordre 5. Le signal obtenu après filtrage est utilisé comme entrée primaire ( $d_k$ ) de l'estimateur adaptatif par le modèle d'Hermite (figure IV.26). Le signal d'erreur  $e_k$  contient beaucoup d'information au niveau de la bande étroite du complexe QRS (figure IV.27.b). Cette erreur sera exploitée pour détecter la position des complexes QRS.

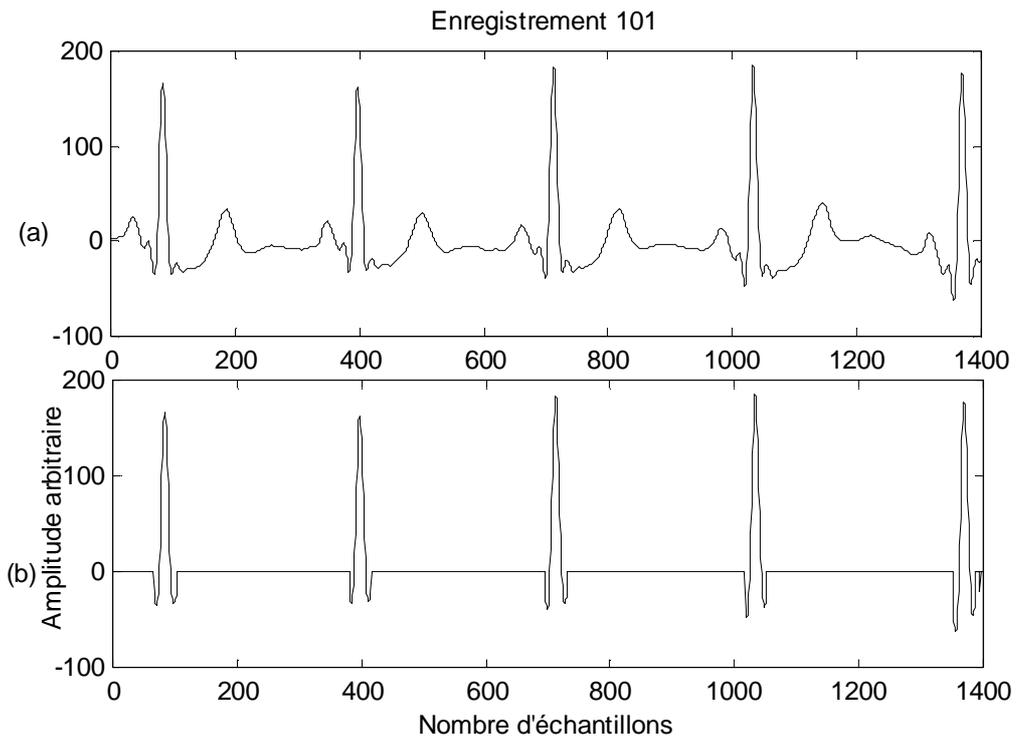
On continue le traitement du signal par une transformation et une intégration du signal (figures IV.27.c et IV.27.d). Ces deux opérations permettent d'obtenir plus d'informations sur la durée du complexe QRS et donc faciliter sa détection. Elle permet aussi d'éliminer le signe et d'assurer la symétrie de détection entre les ondes R et les ondes QS.

La transformation et l'intégration du signal se font de la même façon que l'algorithme 1.

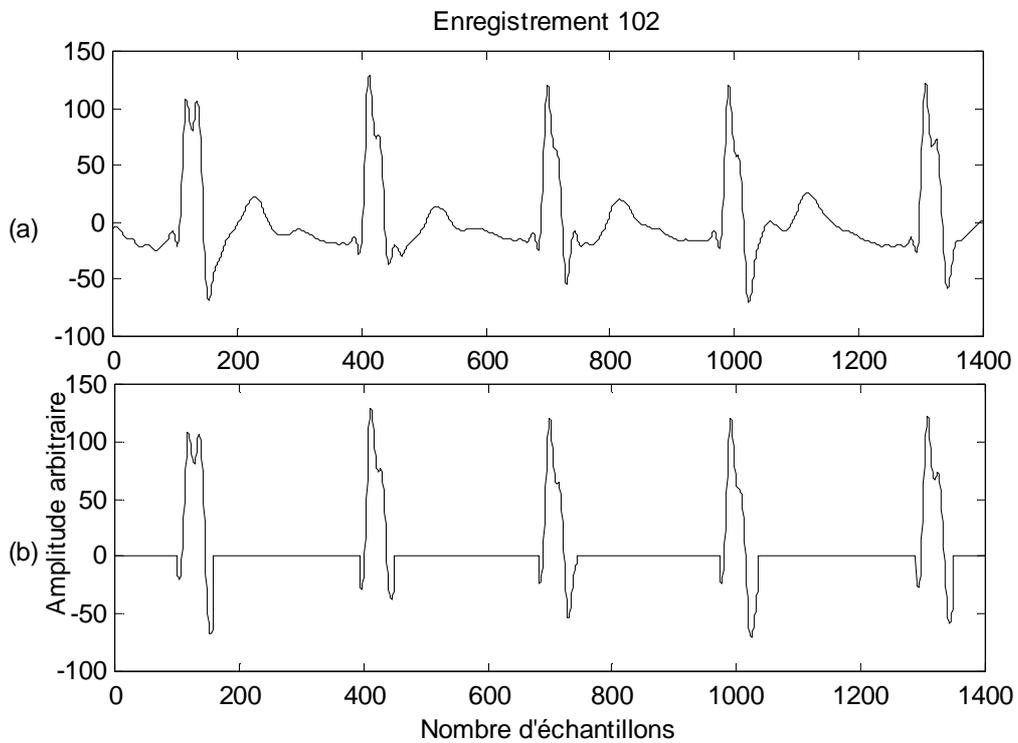
L'étape suivante est la séparation des complexes QRS du signal ECG original. Cette étape est similaire à celle appliquée dans l'algorithme 1 : elle est réalisée suivant la relation IV.6.

Les figures IV.28 jusqu'au IV.33 illustrent les résultats de détection des complexes QRS obtenus sur six différents enregistrements représentant des morphologies différentes ou on montre la bonne détection des complexes QRS.

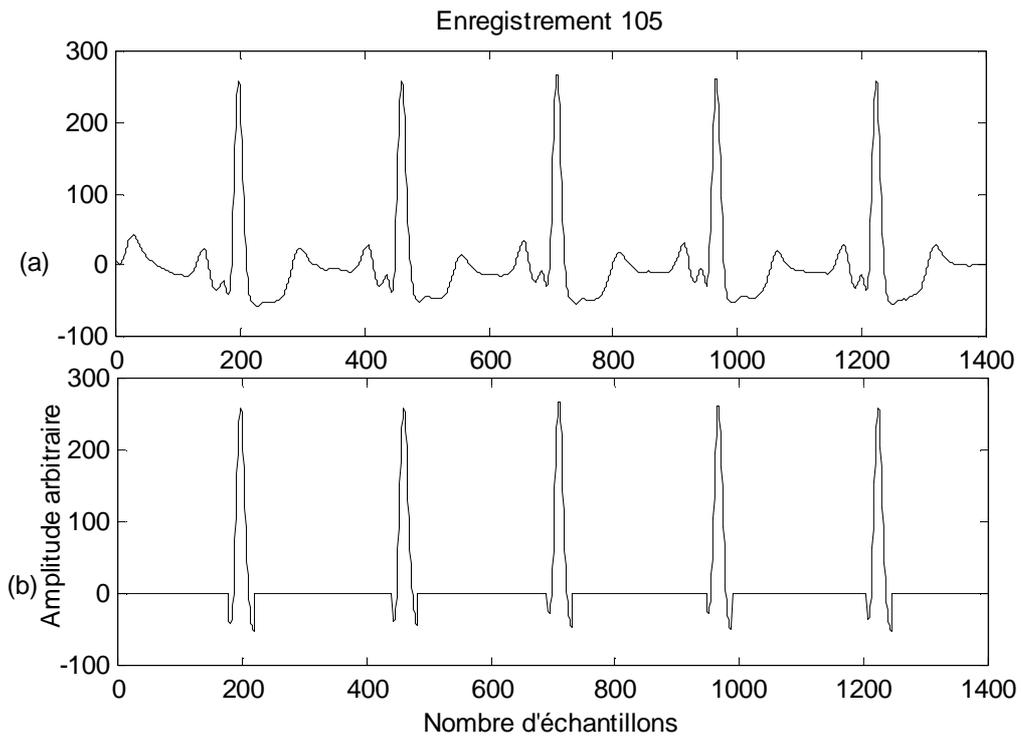
Une des limitations de l'algorithme est liée à l'ordre  $N$  de l'estimateur. En effet des complexes QRS de morphologies compliquées nécessite un ordre  $N$  élevé afin qu'ils soient mieux reconstruit. Ce qui augmente d'avantage le temps de calcul diminuant ainsi la robustesse de la méthode. Un autre facteur peut jouer un mauvais rôle dans la performance de la méthode du modèle d'Hermite : les paramètres de convergence ( $\mu_1$  et  $\mu_2$ ), l'ordre du filtre ( $N$ ) et les paramètres initiaux ( $b_0$  et  $w_{n0}$ ) doivent être convenablement ajustés et doivent obéir aux conditions de convergences, ce qui rend l'algorithme difficile à implémenté.



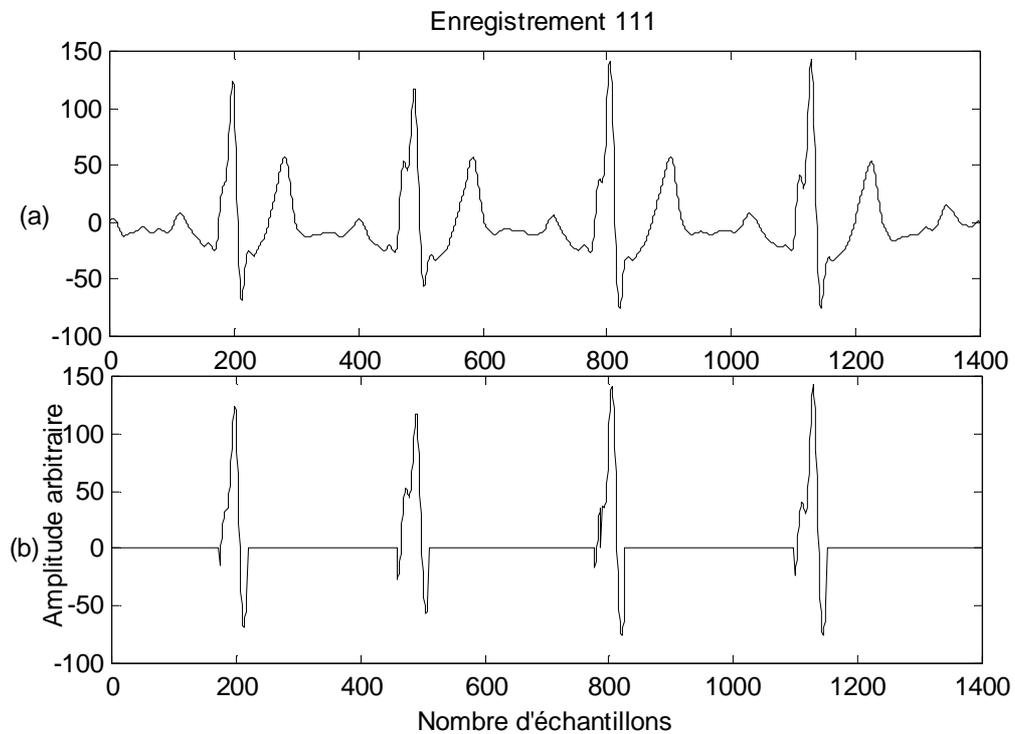
**Figure IV.28:** (a) Signal ECG original  
(b) Résultat de détection



**Figure IV.29:** (a) Signal ECG original  
(b) Résultat de détection



**Figure IV.30:** (a) Signal ECG original  
(b) Résultat de détection



**Figure IV.31:** (a) Signal ECG original  
(b) Résultat de détection

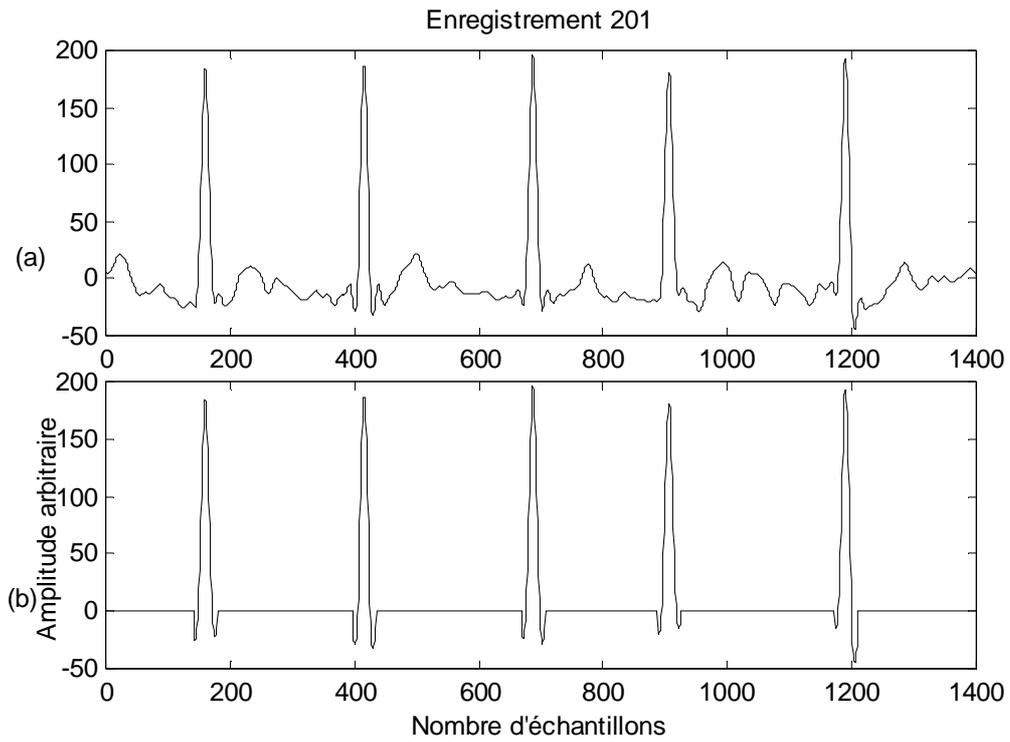


Figure IV.32: (a) Signal ECG original  
(b) Résultat de détection

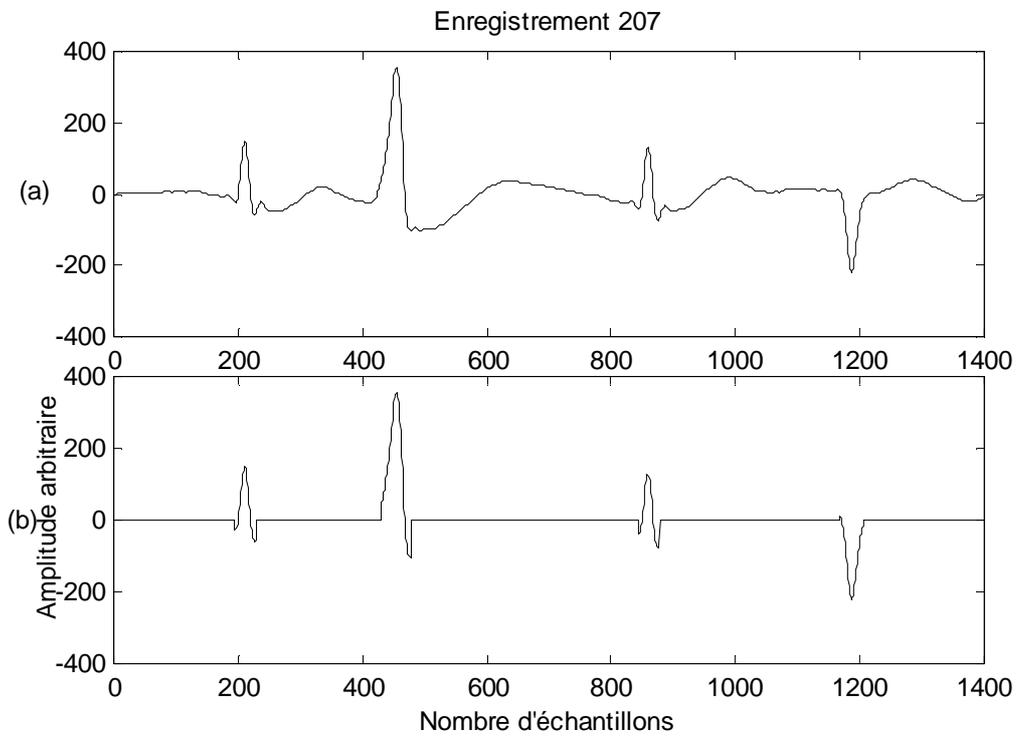


Figure IV.33: (a) Signal ECG original  
(b) Résultat de détection

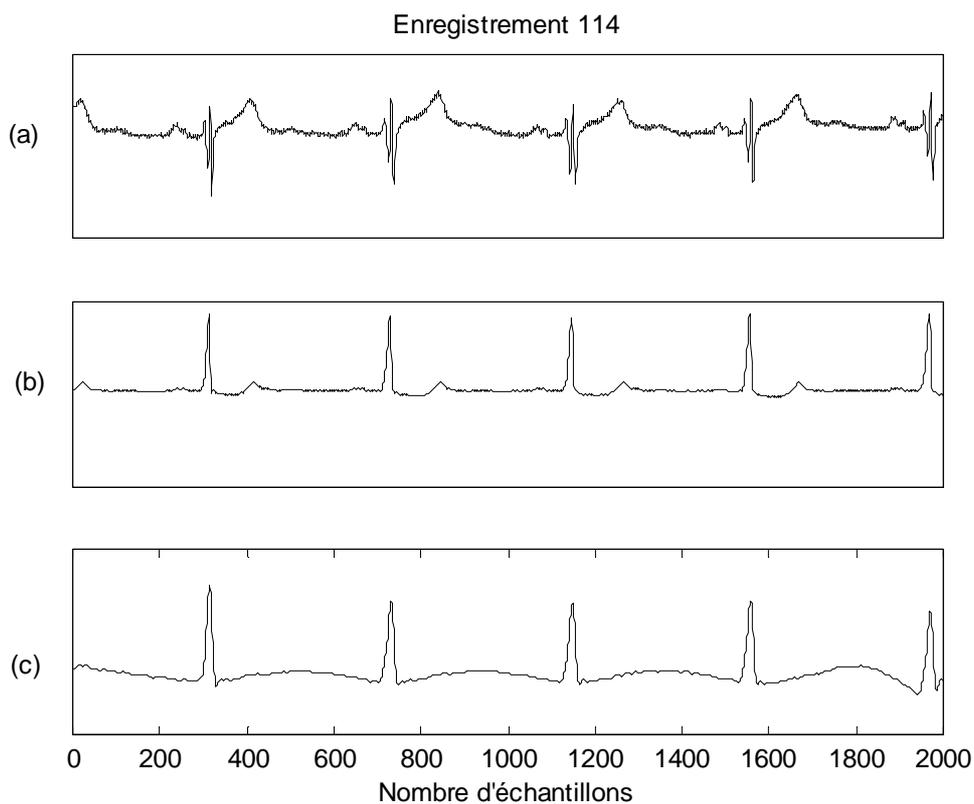
#### IV.5. Algorithme 4

L'algorithme 4 est appliqué sur le signal ECG composé noté ECGC, obtenu par la combinaison des deux signaux issus des deux dérivation de la base MIT-BIH suivant la relation suivante [Dub, 2004] :

$$ECGC(i)=(|ECG1(i+1)-ECG1(i-1)|+|ECG2(i+1)-ECG2(i-1)|)/2 \quad IV.21$$

Où ECG1 est le signal ECG issu de la première dérivation (une des dérivation bipolaire);

ECG2 est le signal ECG issu de la deuxième dérivation (une des dérivation précordiale). La figure IV.34 montre le résultat de l'application de la formule IV.21 sur l'enregistrement 114.

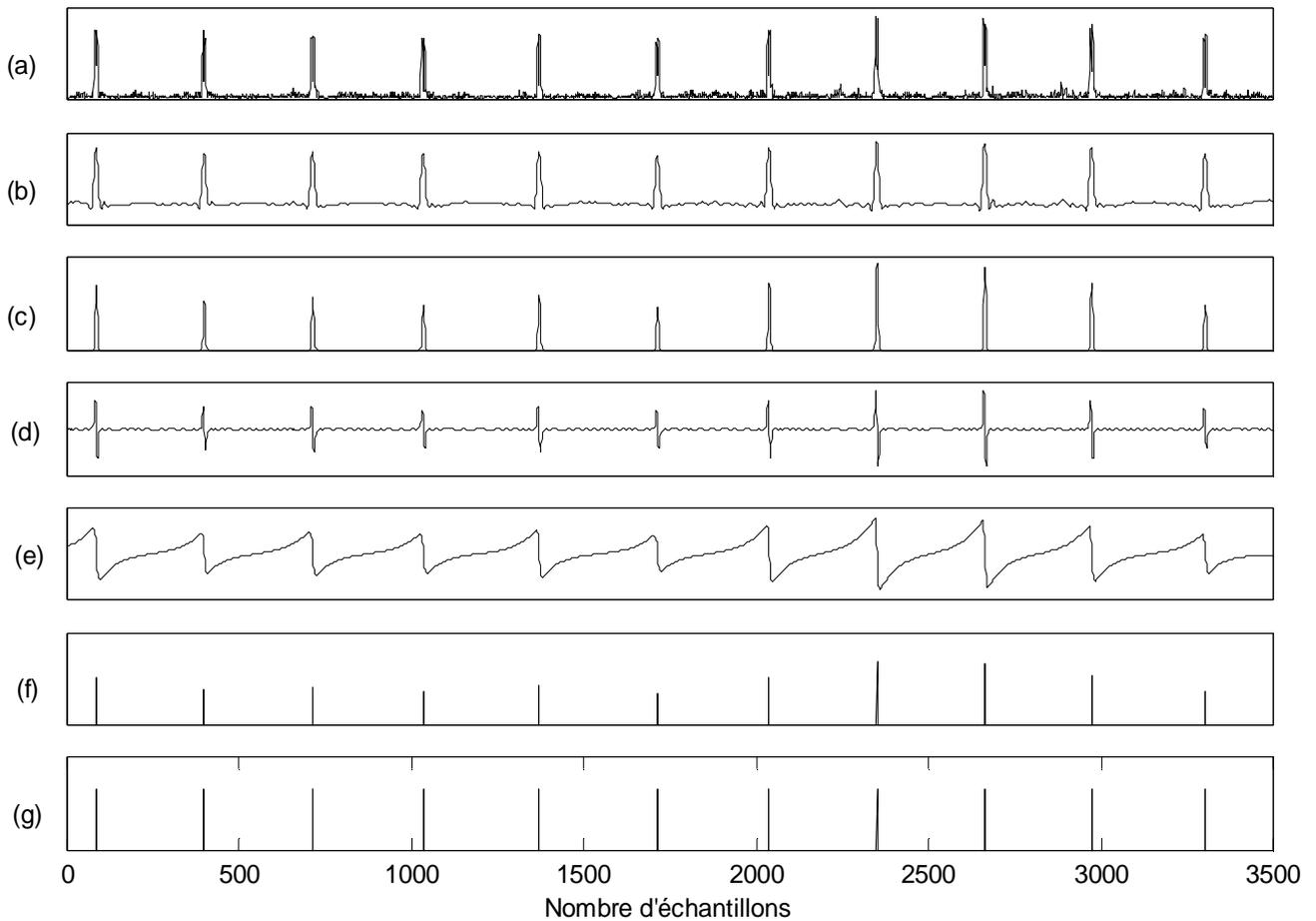


**Figure IV.34:** (a) Signal ECG issue de la première dérivation (la voie 1)  
(b) Signal ECG issue de la deuxième dérivation (la voie 2)  
(c) Signal ECG composé (ECGC)

### IV.5.1. Présentation de l'algorithme

L'algorithme 4 comprend les étapes suivantes (Figure IV.35):

- 1- Filtrage passe-bande
- 2- Transformation non linéaire
- 3- Dérivation
- 4- Filtrage passe-bas
- 5- Détection du maximum



**Figure IV.35:** Les étapes de traitement de l'algorithme 4

- (a) Signal ECG composé noté ECGC
- (b) Filtrage passe-bande
- (c) Transformation non linéaire
- (d) Dérivation
- (e) Filtrage passe-bas
- (f) Détection des maxima
- (g) Annotation des pics R

#### **IV.5.1.a. Filtrage passe-bande (Figure IV.35.b)**

Le filtre utilisé est le même que celui implémenté dans le premier algorithme : C'est un filtre numérique passe-bande de type butterworth d'ordre 5.

#### **IV.5.1.b. Transformation non linéaire (Figure IV.35.c)**

Après filtrage passe-bande, une transformation non linéaire est faite sur le signal : elle est obtenue suivant la relation suivante :

$$Y=Y1+Y2 \tag{IV.22}$$

Où :

$$Y1(n)=\begin{cases} x1(n)*x1(n-1)*x1(n-2), & \text{si } x1(n)*x1(n-1)*x1(n-2)>0 \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \tag{IV.23}$$

Et :

$$Y2(n)=\begin{cases} x1(n)*x1(n-1)*x1(n-2), & \text{si } x1(n)*x1(n-1)*x1(n-2)<0 \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \tag{IV.24}$$

Le signal Y1 permet de séparer les pics positifs et le signal Y2 permet de séparer les pics négatifs.

#### **IV.5.1.c. Dérivation (Figure IV.35.d)**

Après transformation non linéaire, le signal ECG est dérivé. L'équation récursive permettant de calculer la dérivé est donnée par la relation IV.2.

#### **IV.5.1.d. Filtrage passe-bas [Dub, 2004] (Figure IV.35.e)**

Le signal obtenu est filtré passe-bas afin d'obtenir un maximum unique pour chaque complexe QRS. Le filtre est un filtre récursif (type butterworth) d'ordre 1 de fréquence de coupure 1 Hz.

#### IV.5.1.e. Détection des maxima (Figure IV.35.f)

L'étape suivante est la détection des maxima : elle correspond au point d'intersection du signal ECG issu du filtrage passe-bas avec celui de la ligne de base (Figure IV.36.b). On génère ensuite un train d'impulsion pour chaque maximum détecté (Figure IV.36.c). Puis on fixe un seuil égal à 5% de l'amplitude du pic positif ou négatif le plus élevé observé durant les deux premières secondes du signal (Figure IV.37). Ce seuillage en amplitude est effectué afin d'éliminer les impulsions qui correspondent aux maxima trop faibles. Une fois le seuil dépassé, une période égal à 200 ms est imposée. Pendant cette période on cherche l'impulsion qui corresponde au pic maximal. Cette impulsion va être validée comme étant la position de l'onde R recherché (représenté en gras sur la figure IV.37).

La période imposée de 200 ms permet de réduire le taux d'erreur. En effet il peut y avoir une apparition d'impulsion qui peut poser problème dans la détection du complexe QRS.

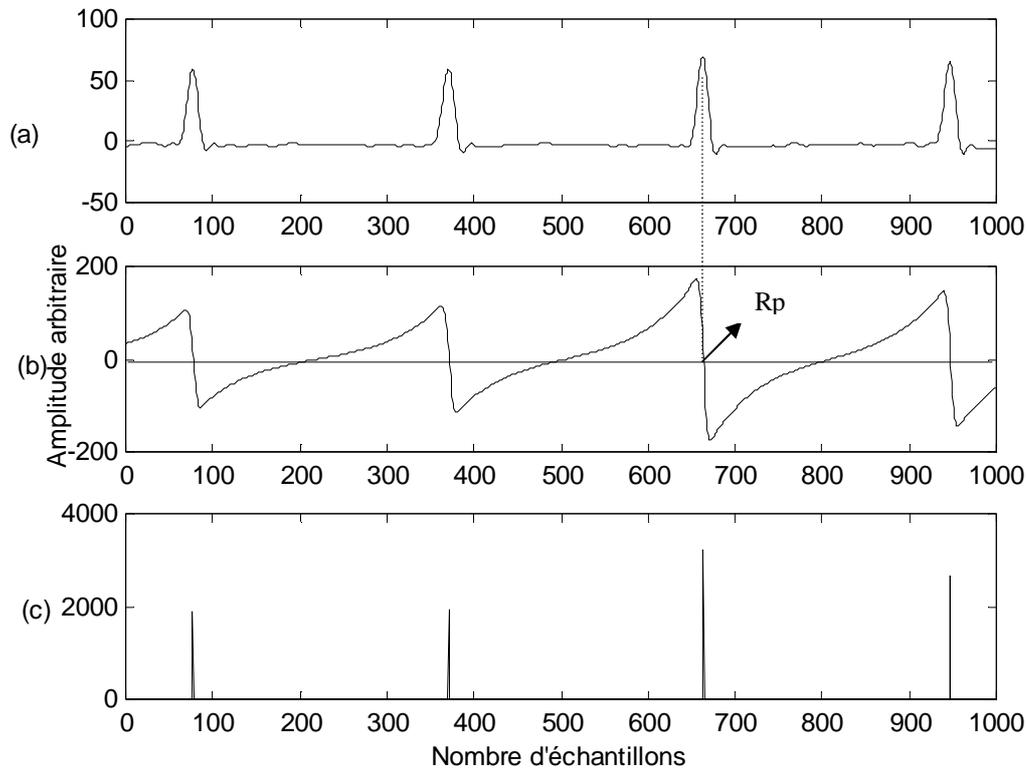


Figure IV.36: (a) Signal ECG composé (ECGC)  
(b) Filtrage passe-bas  
(c) Détection des maxima

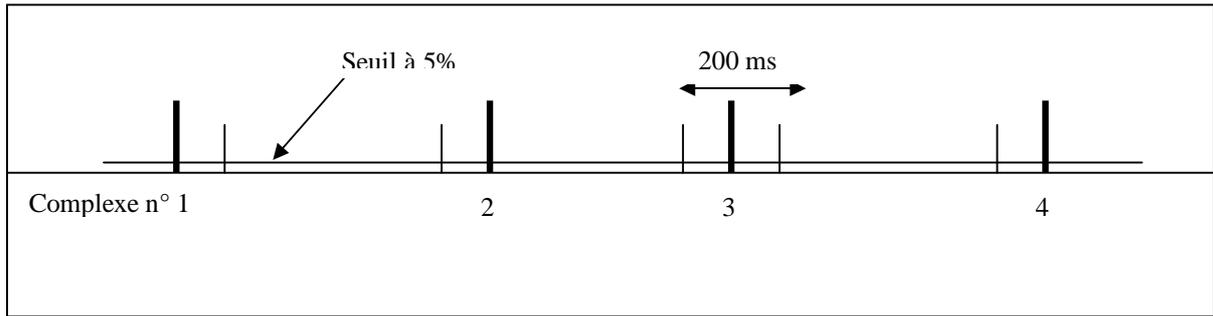


Figure IV.37: Position de l'onde R (représenté en gras).

#### IV.5.2. Discussion des résultats

L'algorithme 4 a été testé sur les signaux de la base de donnée MIT-BIH. Ici, l'analyse porte sur les deux voies des enregistrements. Les figures IV.38 jusqu'au IV.43 illustrent les résultats obtenus sur six différents enregistrements représentant des morphologies différentes ou on montre clairement la puissance de l'algorithme 4 dans la détection des complexes QRS.

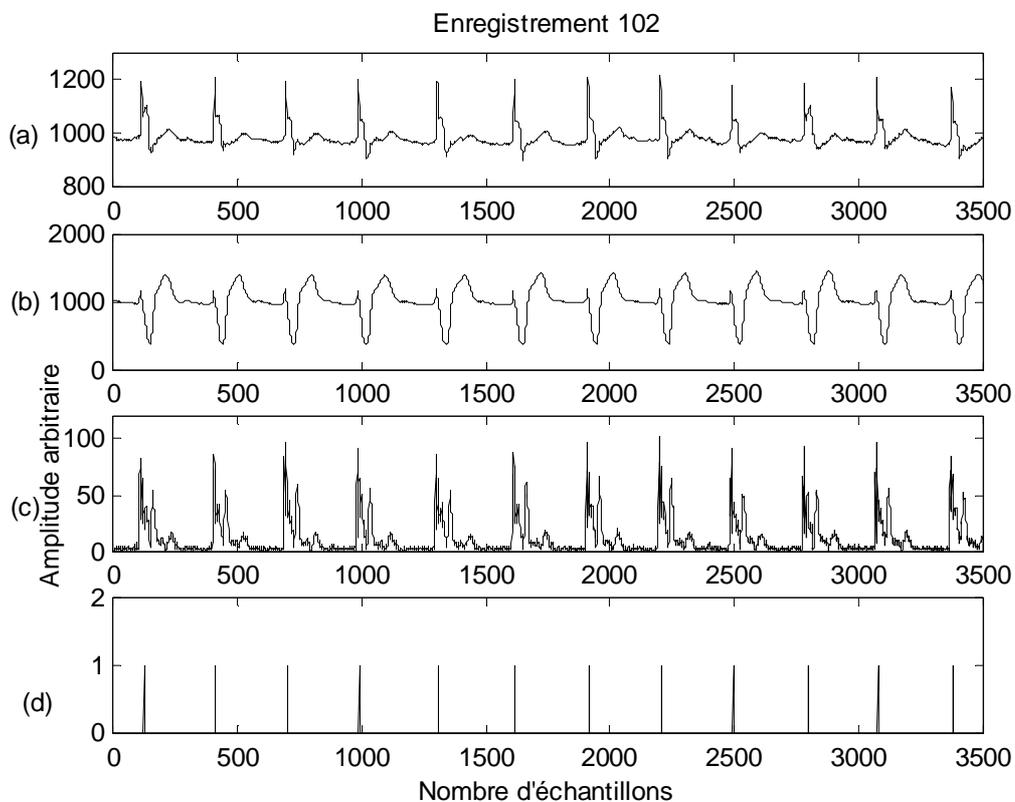


Figure IV.38: Résultat de détection des complexes QRS (Enregistrement 102)

- (a) Signal ECG issu de la première voie d'enregistrement .
- (b) Signal ECG issu de la deuxième voie d'enregistrement.
- (c) Signal ECG composé (ECGC)
- (d) Détection

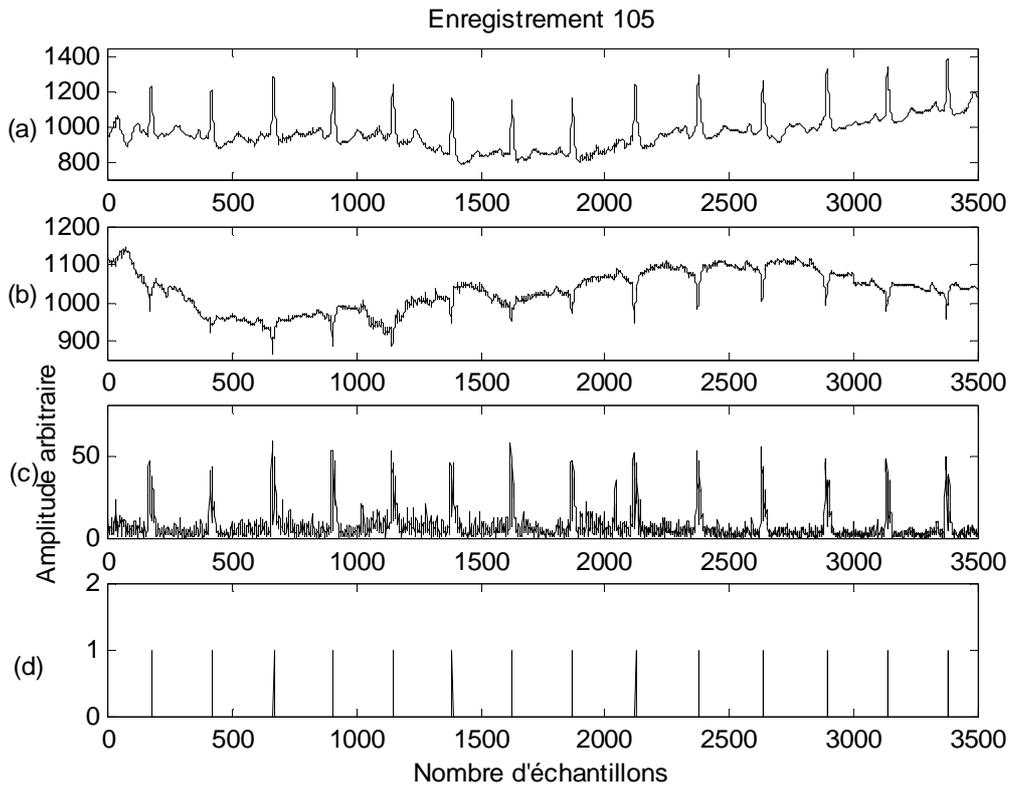


Figure IV.39: Résultat de détection des complexes QRS (Enregistrement 105)

- (a) Signal ECG issu de la première voie d'enregistrement .
- (b) Signal ECG issu de la deuxième voie d'enregistrement.
- (c) Signal ECG composé (ECGC)
- (d) Détection

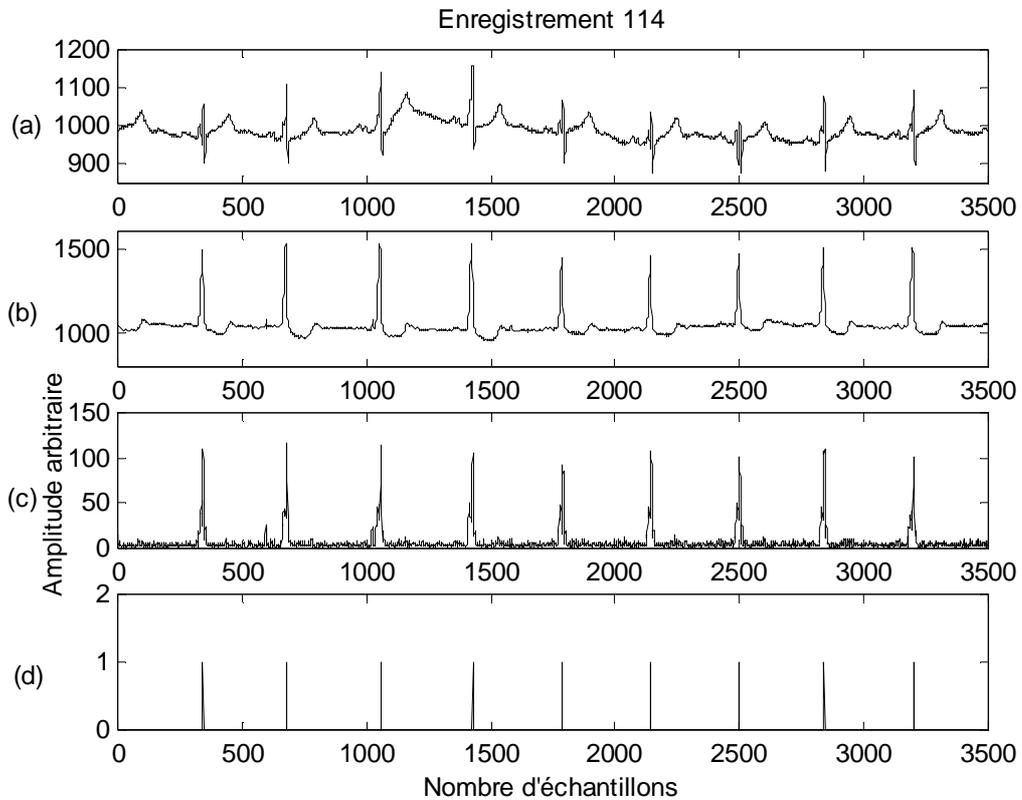
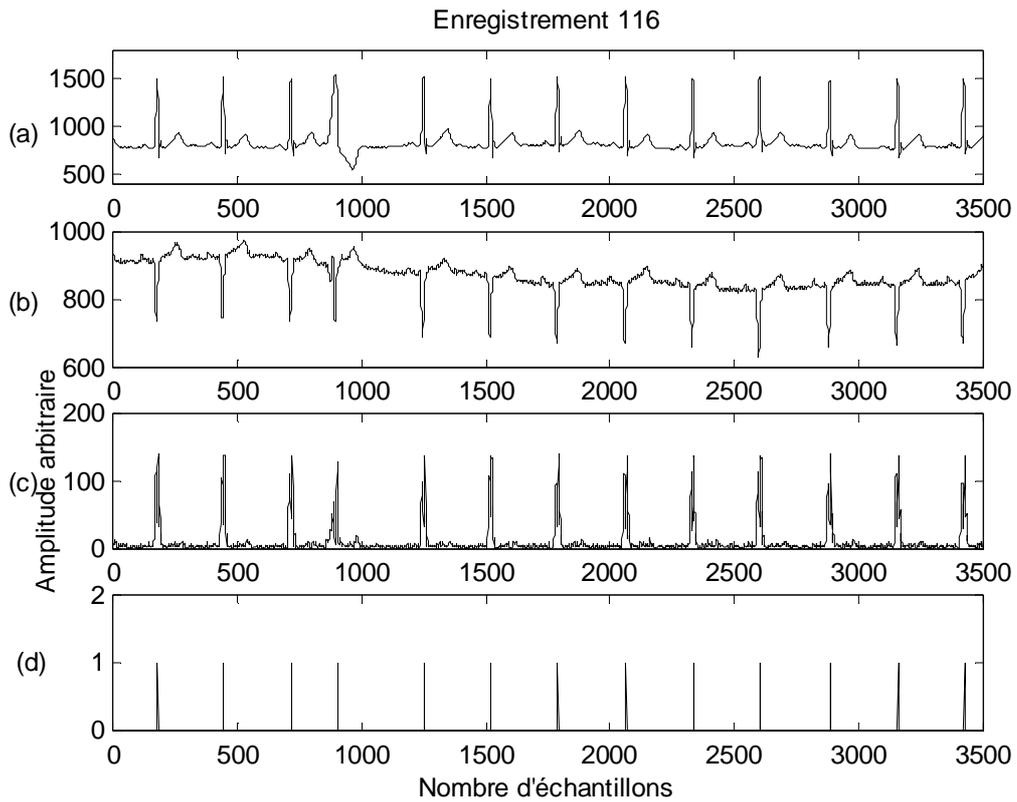


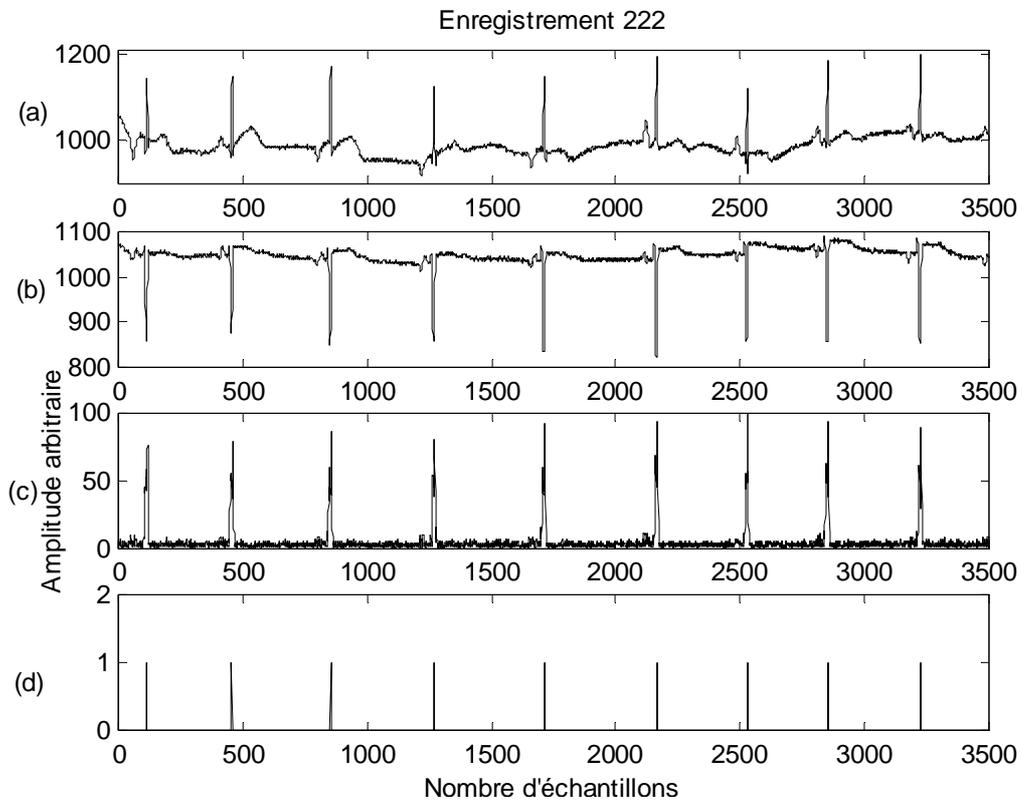
Figure IV.40: Résultat de détection des complexes QRS (Enregistrement 114)

- (a) Signal ECG issu de la première voie d'enregistrement .
- (b) Signal ECG issu de la deuxième voie d'enregistrement.
- (c) Signal ECG composé (ECGC)
- (d) Détection



**Figure IV.41:** Résultat de détection des complexes QRS (Enregistrement 116)

- (a) Signal ECG issu de la première voie d'enregistrement .
- (b) Signal ECG issu de la deuxième voie d'enregistrement.
- (c) Signal ECG composé (ECGC)
- (d) Détection



**Figure IV.42:** Résultat de détection des complexes QRS (Enregistrement 222)

- (a) Signal ECG issu de la première voie d'enregistrement .
- (b) Signal ECG issu de la deuxième voie d'enregistrement.
- (c) Signal ECG composé (ECGC)
- (d) Détection

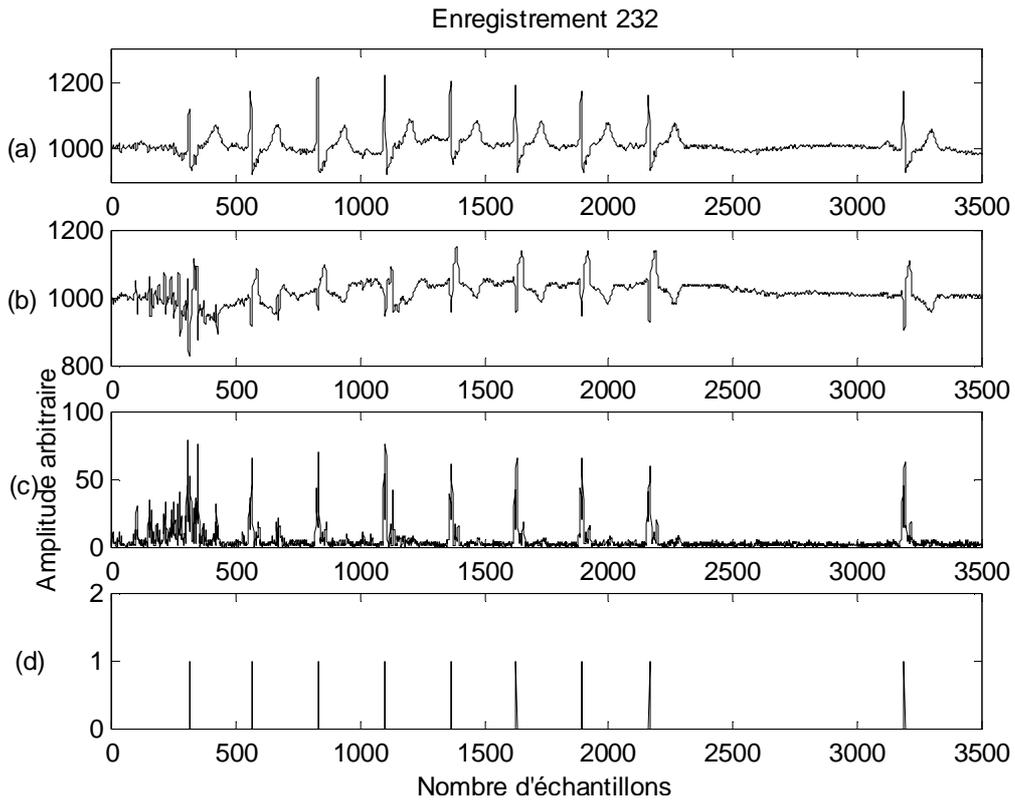


Figure IV.43: Résultat de détection des complexes QRS (Enregistrement 232)

- (a) Signal ECG issu de la première voie d'enregistrement .
- (b) Signal ECG issu de la deuxième voie d'enregistrement.
- (c) Signal ECG composé (ECGC)
- (d) Détection

Les résultats de l'évaluation de l'algorithme 4 utilisant la base de données MIT-BIH sont présentés dans le tableau IV.3. Ces résultats sont comparés aux valeurs obtenues par l'application des méthodes de Tompkins et Ivaylo I Christov.

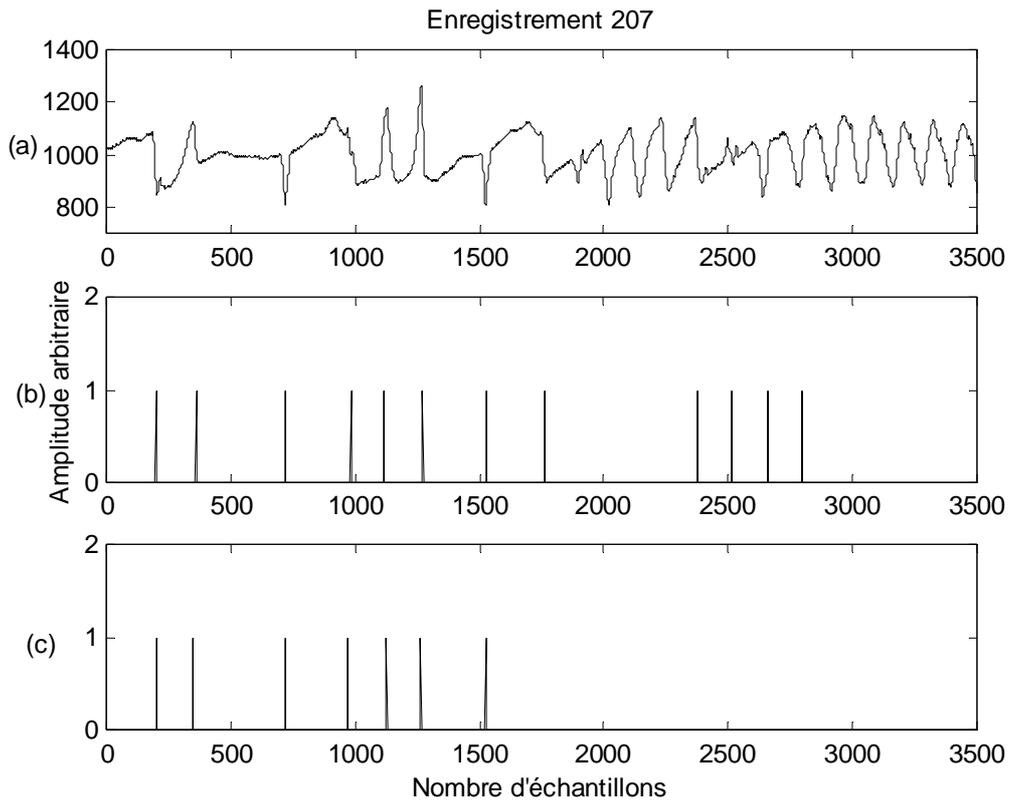
Les résultats obtenus sur les quinze enregistrements choisis, donnent pour l'algorithme 4, un taux de sensibilité  $Se=99.79\%$  et un taux de spécificité  $Sp=99.72\%$ . Ces résultats sont satisfaisants en comparaison avec ceux obtenus par l'application des méthodes de Tompkins et Ivaylo I Christov.

Enregistrement (No.)	Nombre de battements annotés	Algorithme 4		Méthode de Tompkins		Méthode de Ivaylo I Christov			
		FP	FN	FP	FN	Algo1		Algo2	
						FP	FN	FP	FN
100	2273	0	0	0	0	0	0	0	0
101	1865	4	1	5	3	4	1	4	1
102	2187	0	0	0	0	0	0	0	0
105	2572	17	10	67	22	35	2	36	2
106	2027	3	0	5	2	1	1	1	0
108	1763	9	7	199	22	40	2	42	1
109	2532	0	2	0	1	1	11	0	5
114	1879	0	0	3	17	0	0	0	0
116	2412	0	17	3	22	2	22	2	19
121	1863	7	2	4	7	0	0	0	0
207	1862	7	0	4	4	0	2	1	0
222	2484	1	1	101	81	0	2	0	0
223	2605	1	0	1	0	0	10	0	5
228	2053	2	0	25	5	0	0	1	0
232	1780	3	0	6	1	12	0	12	0
Total	19328	54	40	423	187	95	53	99	33
		Se=99.79%		Se=99.03%		Se=99.72%		Se=99.82%	
		Sp=99.72%		Sp=97.83%		Sp=99.50%		Sp=99.48%	

**Tableau IV.3 :** résultats de l'évaluation de l'algorithme 4 utilisant la base de données MIT-BIH. Les résultats sont comparés aux valeurs obtenues par l'application des méthodes de Tompkins et Ivaylo I Christov.

L'analyse sur les deux voies des enregistrements ainsi que l'application du filtre passe bas après dérivation du signal s'est avérée être très efficace. En effet, la présence de bruit sur l'une des voies, extrasystoles ventriculaires ne se projetant que sur une voie et la forte diminution d'un signal par décollage d'une électrode rend nécessaire l'utilisation de plusieurs voies dans la détection des complexes QRS.

Cependant des erreurs de détection peuvent apparaître pour des pathologies particulières. Dans la figure IV.44, le patient présente des périodes de tachycardie ventriculaire. Pendant ces périodes, les annotations de références sont absentes car les ondes ne peuvent pas être identifiées comme des ondes R. En revanche notre algorithme repère les maxima de ces périodes et place des annotations à la fréquence de la tachycardie.



**Figure IV.44:** L'algorithme 4 place des annotations à la fréquence de la tachycardie.  
(a) Signal ECG (enregistrement 207)  
(b) Détection  
(c) Référence

Les performances de l'algorithme 4 sont les mêmes quelle que soit la voie considérée. Les figures IV.45 et IV.46 montrent le résultat de détection des complexes QRS sur une seule voie. Les résultats obtenus sont très satisfaisants.

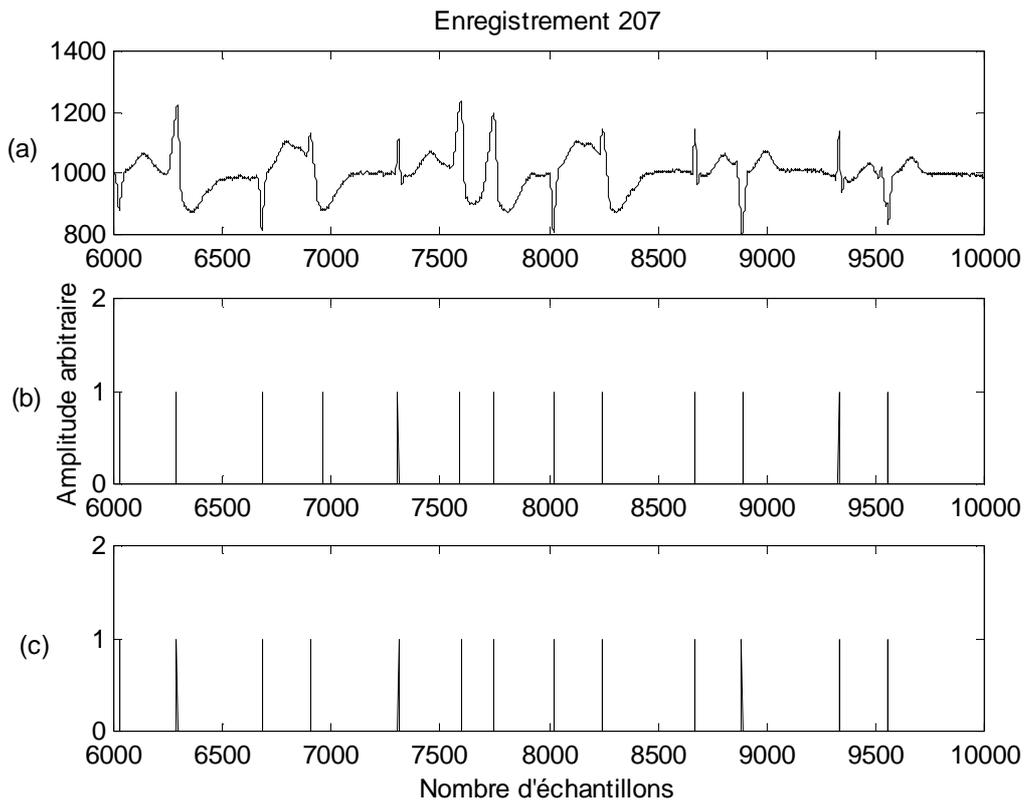


Figure IV.45: Résultat de détection des complexes QRS sur une seul voie.

(a) Signal ECG (enregistrement 207)

(b) Détection

(c) Référence

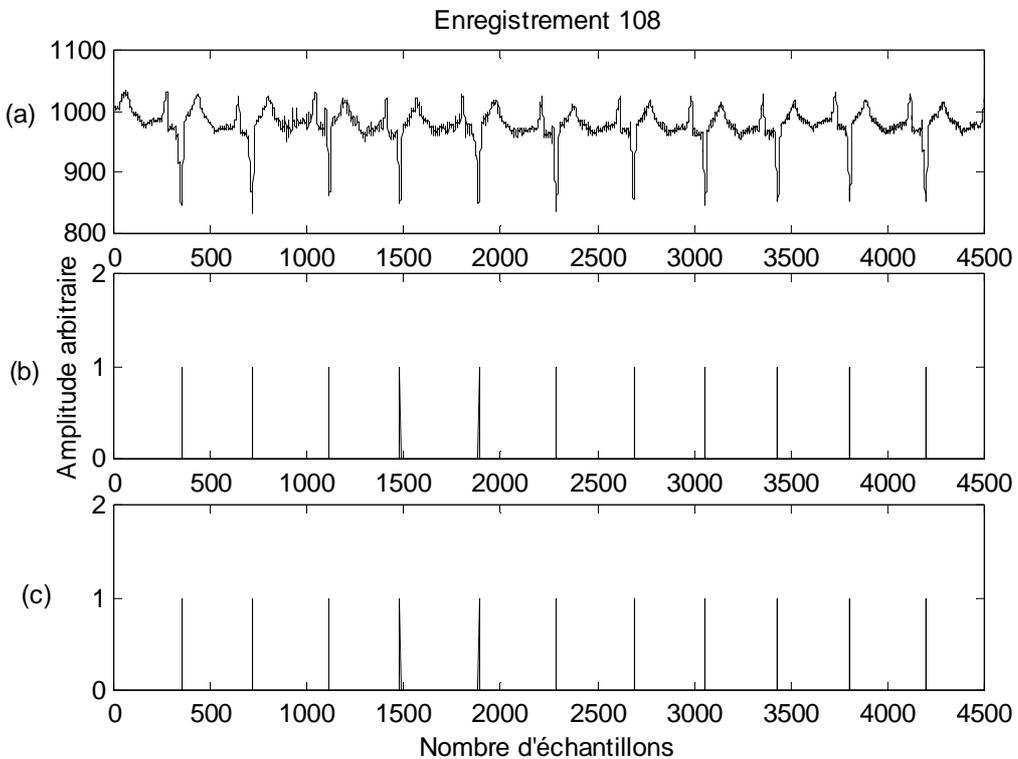


Figure IV.46: Résultat de détection des complexes QRS sur une seul voie.

(a) Signal ECG (enregistrement 108)

(b) Détection

(c) Référence

## **IV.6. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté quatre algorithmes que nous avons mis en œuvre pour la détection des complexes QRS. Dans l'algorithme 1,2 et 3, les ondes R sont repérées sur une seule voie d'enregistrement. L'algorithme 4 est testé sur un signal composé des deux signaux issus des deux voies d'enregistrement.

L'analyse sur les deux voies d'enregistrement faite par l'algorithme 4, permet d'augmenter d'avantage le taux de détection. En effet, le niveau de bruit sur l'une des voies peut être à l'origine de différences.

Les quatre algorithmes ont été testés sur les signaux de la base de donnée MIT-BIH. Les résultats obtenus montrent la puissance de l'algorithme 4 par rapport aux autres algorithmes dans la détection des complexes QRS.

Les performances de l'algorithme 4 sont les même quelle que soit la voie considérée ce qui va nous conduire à le considérer comme l'approche la plus performante et la plus robuste.

## **Chapitre V: IDENTIFICATION DES PARAMETRES DU COMPLEXE QRS**

### **V.1. Introduction**

L'identification des paramètres du complexe QRS porte sur des paramètres mesurables, en durée et en amplitude, et sur les morphologies.

Les morphologies sont décrites selon une terminologie précise qui comprend :

- La ligne de base droite dont le potentiel est nul : Elle correspond à la période de repos diastolique dont la netteté, la finesse et la stabilité dépendent de l'immobilité du malade, et de l'application correcte des électrodes.
- Des ondes positives si elles sont développées au-dessus de la ligne de base.
- Des ondes négatives, si elles sont développées au-dessous.
- Des ondes biphasiques, si une partie de l'onde est au-dessus et l'autre au-dessous de la ligne de base ou vice versa.

Dans ce chapitre, nous allons présenter un algorithme que nous avons mis en œuvre pour la détection du début et de la fin du complexe QRS. Cet algorithme est basé sur l'utilisation de la dérivée seconde et du filtrage passe-bas.

### **V.2. Présentation de la méthode**

Après la détection de l'onde R par l'algorithme 4 présentée dans le chapitre précédent, on procède à la détection du début et de la fin du complexe QRS noté DQRS et FQRS.

L'onde Q a une fréquence élevée qui ne peut pas être présente après filtrage passe-bas, pour cela la recherche de cette onde se fait sur le signal d'origine non filtré. Le signal ECG original est dérivé ( Figure V.1.b) afin d'obtenir le maximum d'information au niveau du complexe QRS. La dérivation du signal ECG est obtenue par l'application d'un filtre dérivateur numérique.

La fonction de transfert en z de ce filtre est :

$$H(z)=\frac{Y(z)}{X(z)}=-2z^{-2}-z^{-1}+z^{+1}+2z^{+2} \quad (V.1)$$

où x est l'entrée et y la sortie.

L'équation récursive permettant de calculer la dérivé est donnée par la relation suivante :

$$y(k)=-2*x(k-2)-x(k-1)+x(k+1)+2*x(k+2) \quad (V.2)$$

Après la première dérivation, le signal obtenu passe pour la deuxième fois par le même filtre dérivateur numérique. Cette deuxième dérivation fait apparaître clairement les différentes informations concernant les complexes QRS (Figure V.1.c).

Le signal obtenu est filtré passe-bas afin d'obtenir un maximum unique pour chaque pic du complexe QRS. Le filtre utilisé est un filtre récursif (type butterworth) d'ordre 1 de fréquence de coupure 1 Hz (Figure V.1.d).

L'étape suivante est la détection du début et de la fin du complexe QRS.

Le début du complexe QRS noté DQRS correspond au pic Pav situé avant le pic Pr. La fin du complexe QRS noté FQRS correspond au pic Pap situé après le pic Pr (Figure V.1.d).

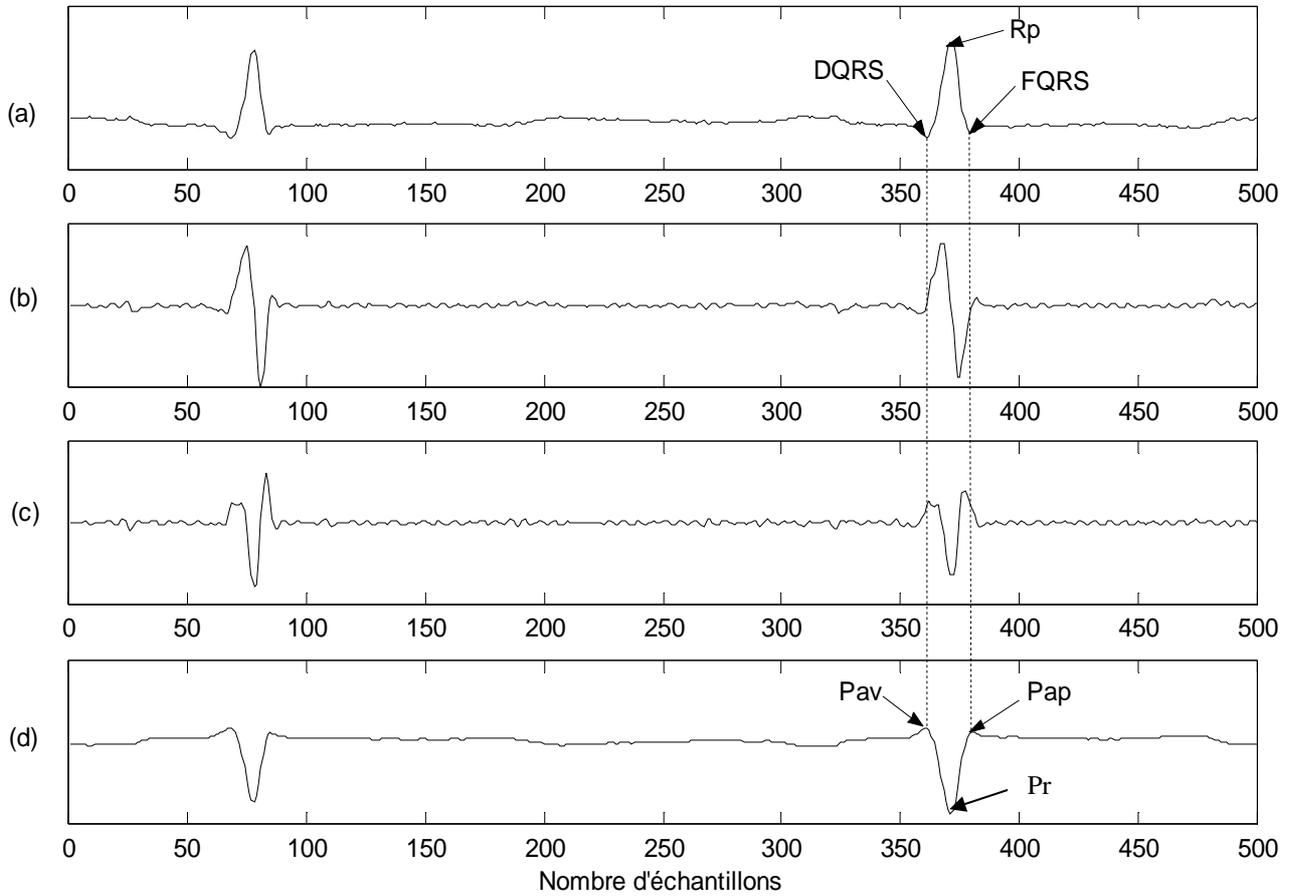
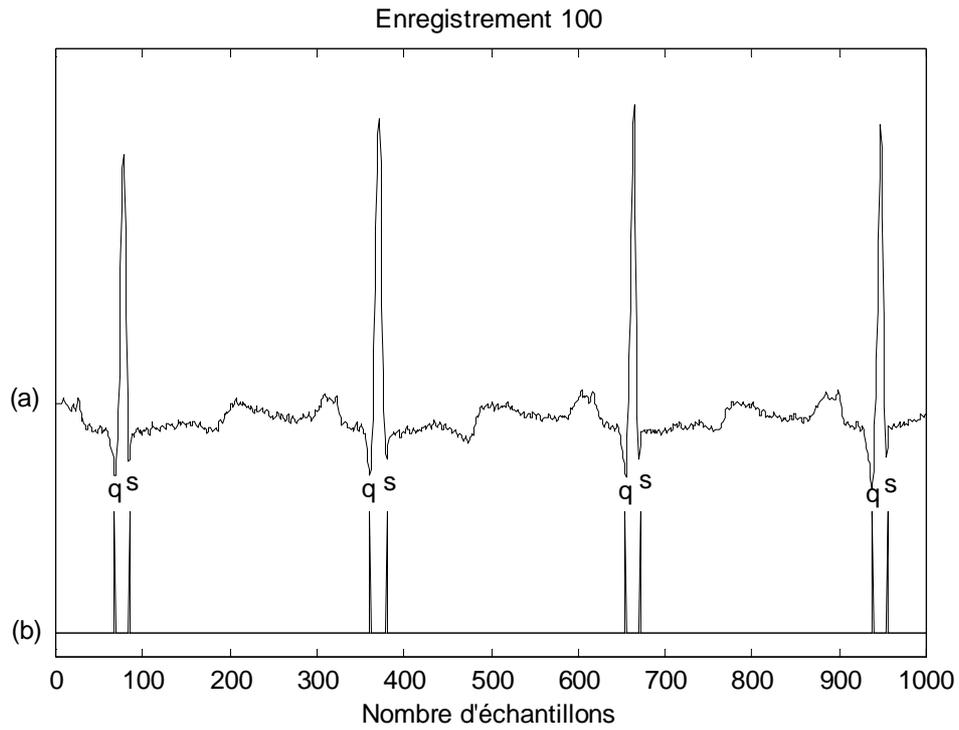


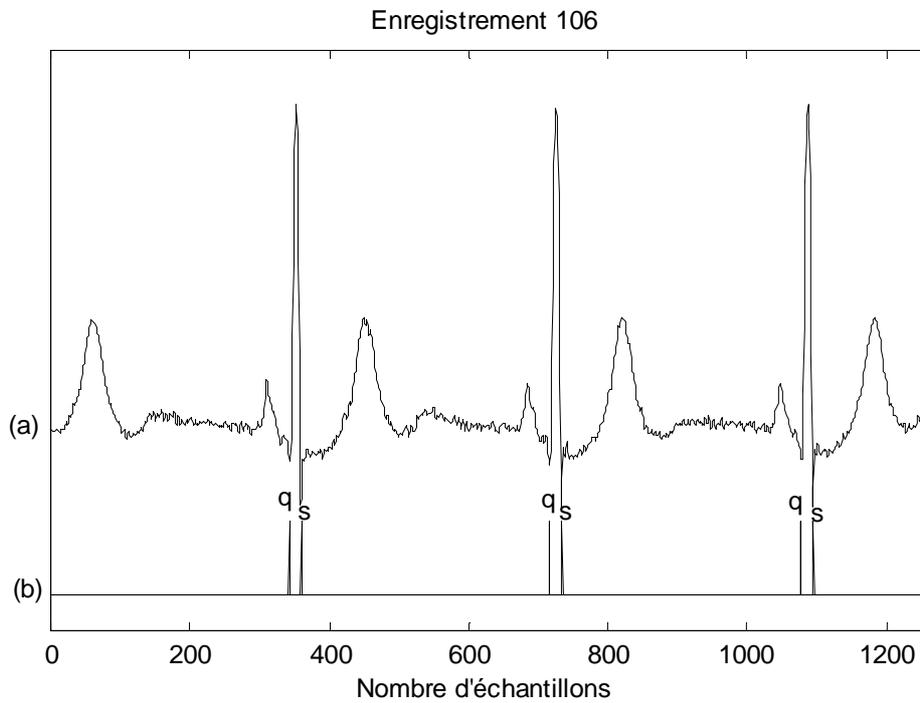
Figure V.1: Détection du début et de la fin du complexe QRS.

- (a) Signal ECG original
- (b) Première dérivation
- (c) Deuxième dérivation
- (d) Filtrage passe-bas

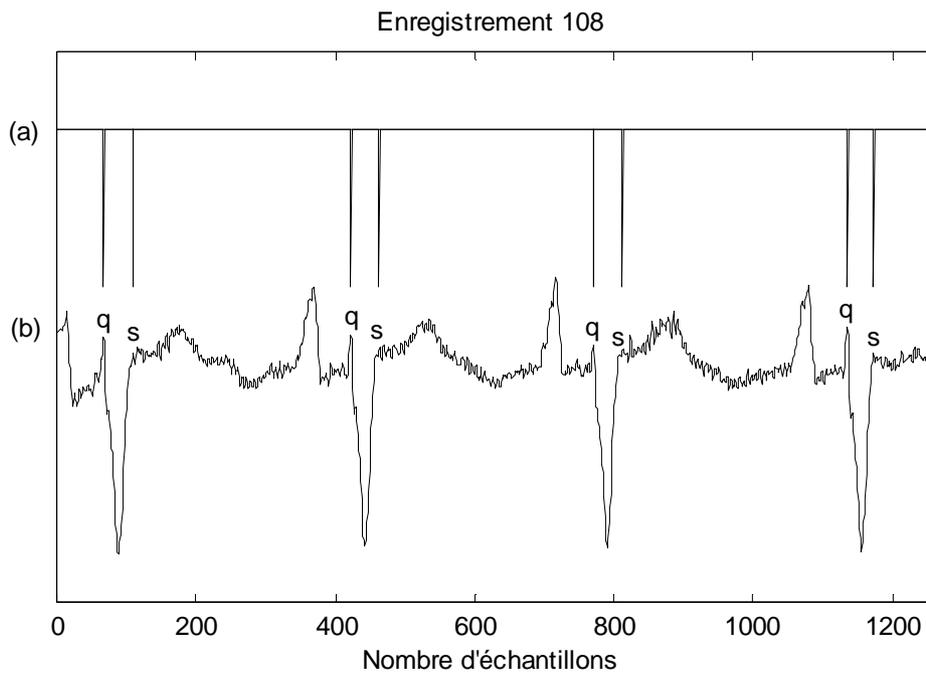
Les figures V.2 jusqu'au V.7 illustrent les résultats obtenus sur six différents enregistrements représentant des morphologies différentes ou on montre clairement la puissance de l'algorithme dans la détection des débuts et les fins des complexes QRS.



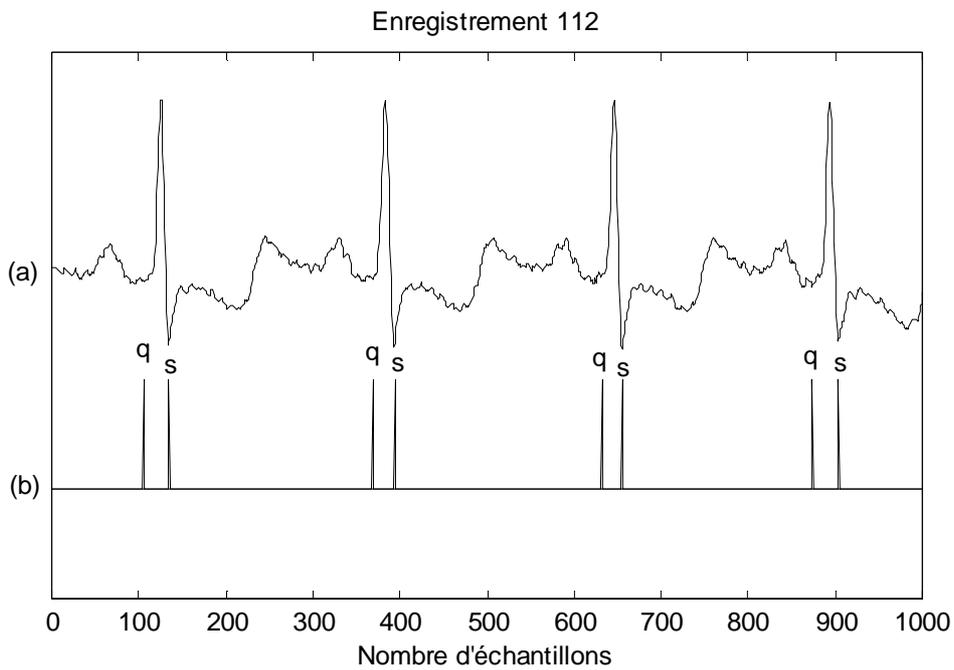
**Figure V.2:** (a) Signal ECG (enregistrement 100)  
(b) Train d'impulsion indiquant les débuts et les fins des complexes QRS



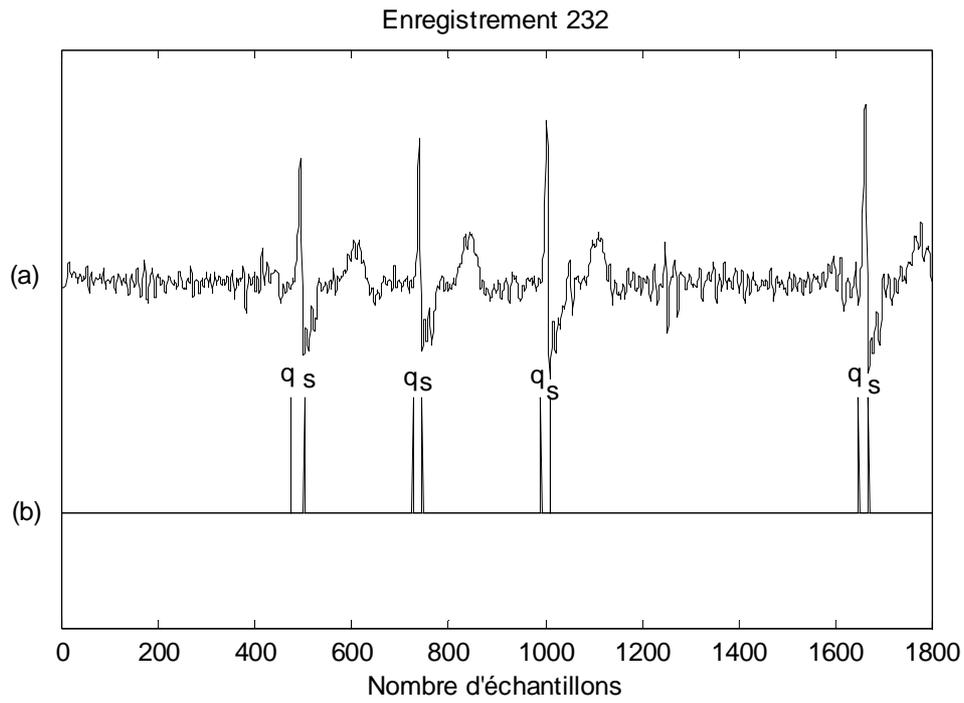
**Figure V.3:** (a) Signal ECG (enregistrement 106)  
(b) Train d'impulsion indiquant les débuts et les fins des complexes QRS



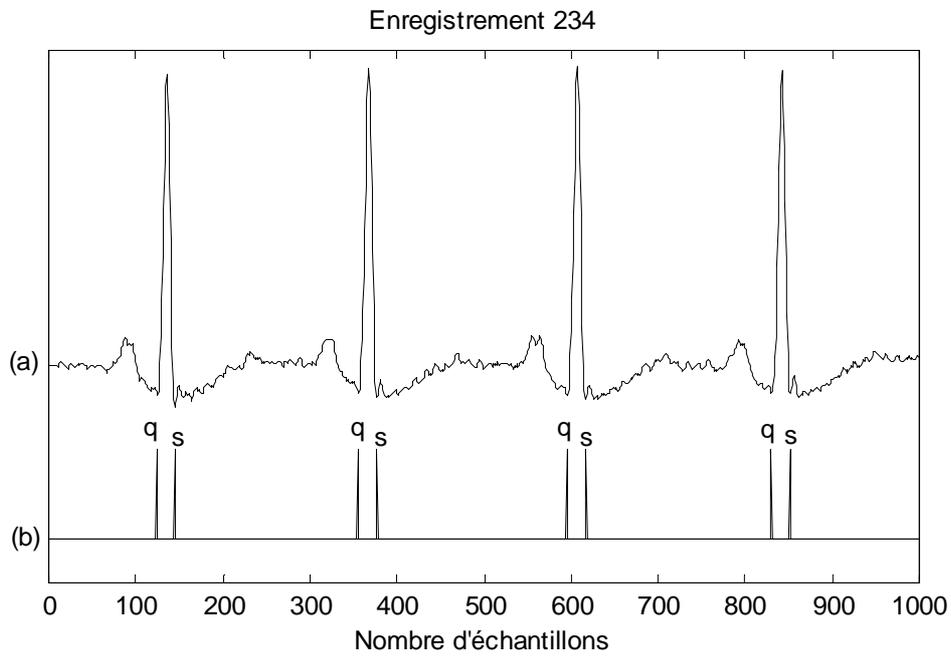
**Figure V.4:** (a) Signal ECG (enregistrement 108)  
(b) Train d'impulsion indiquant les débuts et les fins des complexes QRS



**Figure V.5:** (a) Signal ECG (enregistrement 112)  
(b) Train d'impulsion indiquant les débuts et les fins des complexes QRS



**Figure V.6:** (a) Signal ECG (enregistrement 232)  
(b) Train d'impulsion indiquant les débuts et les fins des complexes QRS



**Figure V.7:** (a) Signal ECG (enregistrement 234)  
(b) Train d'impulsion indiquant les débuts et les fins des complexes QRS

### **V.3. Mesure de la durée du complexe QRS**

Après la détection du début et de la fin du complexe QRS, la durée du complexe QRS noté DURQRS est ainsi donnée par la relation suivante :

$$\text{DURQRS}(n)=\text{FQRS}(n)-\text{DQRS}(n) \quad (\text{V.3})$$

Où :

DQRS : Début du complexe QRS

EQRS : Fin du complexe QRS

### **V.4. Conclusion**

Nous avons présenté dans ce chapitre un algorithme permettant la détection des débuts et les fins des complexes QRS : il est basé sur l'utilisation de la deuxième dérivée suivi du filtrage passe-bas. Les résultats obtenus montrent clairement la puissance de cette technique dans la mesure correcte des paramètres du complexe QRS conduisant ainsi à identifier quelques troubles du rythme cardiaque.

## CONCLUSION GENERALE

Cette thèse a été consacrée à l'analyse et synthèse de méthodes de détection du complexe QRS du signal Electrocardiogramme.

L'application des différents algorithmes mis en œuvre dans cette thèse sur la base de données MIT-BIH permet de détecter pour chaque battement cardiaque les complexes QRS et de les caractériser par leurs emplacements temporels, leurs largeurs et leurs amplitudes. L'interprétation de ces paramètres en corrélation avec des structures de fonctionnement cardiaques normales, conduit au développement d'un système d'aide au diagnostic de cas pathologiques.

Différentes méthodes de détection des complexes QRS du signal ECG ont été décrites dans cette thèse : elles sont basées sur une analyse temporelle du signal ECG. Leurs performances ont été évaluées et leurs limites étudiées. Ces limitations sont essentiellement liées à la qualité du signal ECG. En effet un enregistrement très bruité ou encore d'autres paramètres comme : extrasystoles ventriculaires de faible amplitude, des ondes P et T comparables à celui des ondes R, forte diminution de l'amplitude de l'onde R, affectent énormément la détection des complexes QRS et diminue ainsi la robustesse de chacune des méthodes.

Afin d'améliorer le taux de détection des complexes QRS, quatre algorithmes ont été développés pour la détection des complexes QRS. Ils ont été conçus, implémentés et évalués. Ils comportent trois étapes : Un filtrage linéaire du signal ECG, une transformation non linéaire et une règle de décision.

Dans l'algorithme 1,2 et 3, les ondes R sont repérées sur une seule voie d'enregistrement. L'algorithme 4 est testé sur un signal composé de deux signaux issus des deux voies d'enregistrement. Les résultats devraient être les mêmes quelle que soit la voie considérée. Néanmoins le niveau de bruit sur l'une des voies peut être à l'origine de différences.

Trois (1,2 et 4) des quatre algorithmes ont été comparés avec les méthodes de Tompkins et Ivaylo I Christov. Les résultats obtenus montrent la puissance de l'algorithme 4 par rapport aux autres algorithmes dans la détection des complexes QRS.

Les performances de l'algorithme 4 sont les mêmes que celle que soit la voie considérée ce qui nous a conduit à le considérer comme l'approche la plus performante et la plus robuste.

Dans l'algorithme 3, nous utilisons le modèle d'Hermite pour extraire les informations concernant les complexes QRS. En effet l'estimation adaptative par le modèle d'Hermite donne une erreur résiduelle contenant beaucoup d'information au niveau de la bande étroite du complexe QRS rendant facile sa détection.

Une des limitations de l'algorithme est liée à l'ordre  $N$  de l'estimateur. En effet des complexes QRS de morphologies compliquées nécessite un ordre  $N$  élevé afin qu'ils soient mieux reconstruit. Ceci a conduit à une augmentation d'avantage du temps de calcul diminuant ainsi la robustesse de la méthode. D'autres facteurs ont joué un mauvais rôle dans la performance de la méthode du modèle d'Hermite : les paramètres de convergence ( $\mu_1$  et  $\mu_2$ ), l'ordre du filtre ( $N$ ) et les paramètres initiaux ( $b_0$  et  $w_{n0}$ ) qui devraient être convenablement ajustés et devraient obéir aux conditions de convergences, ceux ci au fait que l'algorithme devenait difficile à implémenté.

La deuxième étape de notre travail consistait à mesurer les paramètres du complexe QRS nécessaire au diagnostic des cas pathologiques. Dans ce contexte, un algorithme a été mis en œuvre pour la détection du début et de la fin du complexe QRS. Cet algorithme est basé sur l'utilisation de la dérivée seconde et du filtrage passe-bas. Les résultats obtenus ont montré la puissance de cette technique dans la mesure correcte des paramètres du complexe QRS conduisant ainsi à identifier quelques troubles du rythme cardiaque.

Les différents algorithmes présentés dans le cadre de cette thèse ont été testés sur les différents enregistrements de la base de données universelle MIT-BIH, dans laquelle chaque complexe QRS a été annoté manuellement et séparément par deux cardiologues.

Les résultats obtenus ici sont sensiblement meilleurs que ceux qui étaient étudiés dans la littérature.

En perspective, il serait intéressant d'approfondir les recherches sur la détection du complexe QRS afin d'améliorer le taux de détection. Ainsi des améliorations peuvent être au niveau de la détection de complexe QRS de morphologies compliquées qui peuvent être une cause d'erreur.

Les différents algorithmes développés dans le cadre de cette thèse, après des tests de validation à grande échelle, vont servir à l'élaboration d'un logiciel d'aide au diagnostic de cas pathologiques.

**Annexe A**  
**Contenu des fichiers MIT-BIH Database**

<b>Signaux</b>	<b>N</b>	<b>A</b>	<b>V</b>	<b>F</b>	<b>P</b>	<b>Q</b>
100	2239	33	1	0	0	0
101	1860	3	0	0	0	2
102	99	0	4	0	2028	0
103	2082	2	0	0	0	0
104	163	0	2	0	1380	18
105	2526	0	41	0	0	5
106	1507	0	520	0	0	0
107	0	0	59	0	2078	0
108	1740	4	16	2	0	0
112	2537	2	0	0	0	0
113	1789	0	0	0	0	0
114	1820	10	4	0	0	0
115	1953	0	0	0	0	0
116	2302	1	109	0	0	0
117	1534	1	0	0	0	0
119	1543	0	444	0	0	0
121	1861	1	1	0	0	0
122	2476	0	0	0	0	0
123	1515	0	3	0	0	0
200	1743	30	826	2	0	0
202	2061	36	19	1	0	0
203	2529	0	444	1	0	0
205	2571	3	71	11	0	0
207	0	107	105	0	0	0
208	1586	0	992	373	0	2
209	2621	382	1	0	0	0
210	2423	0	194	10	0	0
213	2641	25	220	362	0	0
214	0	0	256	1	0	2
215	3196	2	164	1	0	0
217	244	0	162	0	1542	0
219	2082	7	64	1	0	0
221	2031	0	396	0	0	0
222	2062	208	0	0	0	0
223	2029	72	473	14	0	0
228	1688	3	362	0	0	0
230	2255	0	1	0	0	0
233	2230	7	831	11	0	0
234	2700	0	3	0	0	0

## Annexe B

### POLYNOMES D'HERMITE

#### Equation différentielle d'Hermite

$$y'' - 2xy' + 2xy = 0$$

#### Polynôme d'hermite

Si  $n=0,1,2,\dots$  les solutions de l'équation d'Hermite sont les polynômes d'Hermite  $H_n(x)$  données par la formule de Rodriguès

$$H_n(x) = (-1)^n e^{x^2} \frac{d^n}{dx^n} (e^{-x^2})$$

#### POLYNOMES D'HERMITE PARTICULIERS

$$H_0(x) = 1$$

$$H_1(x) = 2x$$

$$H_2(x) = 4x^2 - 2$$

$$H_3(x) = 8x^3 - 12x$$

$$H_4(x) = 16x^4 - 48x^2 + 12$$

$$H_5(x) = 32x^5 - 160x^3 + 120x$$

$$H_6(x) = 64x^6 - 480x^4 + 720x^2 - 120$$

$$H_7(x) = 128x^7 - 1344x^5 + 3360x^3 - 1680x$$

#### FONTION GENERATRICE

$$e^{2tx - t^2} = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{H_n(x)t^n}{n!}$$

#### FORMULES DE RECURRENCE

$$H_{n+1}(x) = 2xH_n(x) - 2nH_{n-1}(x)$$

$$H'_n(x) = 2nH_{n-1}(x)$$

## Algorithme des moindres carrés (LMS)

Utilisant l'algorithme LMS (least mean square), le calcul des coefficients de l'estimateur adaptatif par le modèle d'Hermite se fait suivant la relation suivante :

$$W_{k+1} = W_k + 2\mu_1 e_k X_k(b)$$

Avec :

$$e_k = d_k - y_k(b) = d_k - W_k^T X_k(b)$$

L'ajustement du paramètre  $b$  est réalisé par la méthode du gradient

$$\nabla E[e_k^2] \approx \nabla e_k^2 = 2e_k \nabla e_k$$

Il vient :

$$\frac{\partial E[e_k^2(b)]}{\partial b} \approx 2e_k(b) \frac{\partial e_k(b)}{\partial b}$$

On obtient :

$$\frac{\partial e_k}{\partial b} = -\frac{\partial y_k(b)}{\partial b}$$

Il en résulte l'expression récursive suivante :

$$b_{k+1} = b_k + 2\mu_2 e_k(b_k) \frac{\partial y_k(b_k)}{\partial b_k}$$

Ainsi le paramètre  $b$  est calculé suivant le processus d'adaptation suivant :

$$b_{k+1} = b_k + 2\mu_2 e_k(b_k) \sum_{n=0}^{N-1} w_n \frac{\partial \Phi_{nk}(b_k)}{\partial b_k}$$

Avec :

$$\frac{\partial \Phi_n(t, b)}{\partial b} = \frac{1}{2b} [-\sqrt{n(n-1)} \Phi_{n-2}(t, b) + \sqrt{(n+2)(n+1)} \Phi_{n+2}(t, b)]$$

**BIBLIOGRAPHIE**

- [Bel, 1990] M. Bellanger, "Traitement numérique du signal," Masson 4<sup>ème</sup> éditions, 1990, PP.391-395.
- [Belg, 2002] N. Belgacem, "Détection et classification des arythmies cardiaques par application des réseaux de neurones", Thèse de Magister en Electronique- Option Signaux et Systèmes, soutenue en juin 2002 au Département d'Electronique, Faculté des sciences de l'Ingénieur- université de Tlemcen.
- [Ben, 2003] M. Benaissa, "Compression du signal Electrocardiogramme et détection du complexe QRS par le modèle d'Hermite en vue d'aide au diagnostic des arythmies cardiaques", Thèse de Magister en Electronique- Option Signaux et Systèmes, soutenue en juin 2003 au Département d'Electronique, Faculté des sciences de l'Ingénieur- université de Tlemcen.
- [BH, 2002] M. Benaissa, Z.E. Hadj Slimane, F. Bereksi Reguig, "Détection du complexe QRS du signal ECG par le modèle d'Hermite", 2<sup>ème</sup> conférence sur le génie électrique (CGE'02), 17-18 Décembre 2002.
- [Coud, 1996] Jean-Philippe COUDERC,"Analyse quantitative des composants temps-échelle de l'ECG à haute résolution moyenné pour l'évaluation du risque de tachycardies ventriculaires et de la morte subite après un infarctus du myocarde", Thèse de doctorat en génie biologique et médical, soutenue devant l'institut national des sciences appliquées de Lyon, 1996.
- [Dal, 1985] T. D'Alessio, "Analysis of Digital EMG Signal Processor in Dynamic Conditions", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.32, No. 1, pp. 78-82, January 1985.
- [Dub, 2004] Rémi Dubois, "Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies en électrocardiographie", Thèse de doctorat en électronique, soutenue à l'université Paris 6, le 27 Janvier 2004.
- [Enc, 1983] Encyclopédie des Sciences Industrielles Quillet. (1983). Electricité Electronique Application, 735-750.
- [Gil, 1982] Gilbert H. Mudge, "Manuel d'électrocardiographie", Collection Spirales MEDSI, 1982.
- [Hadj, 1998] Z. E. Hadj Slimane, "Analyse du signal électrocardiogramme ECG en vue d'aide au diagnostic de cas pathologiques", Thèse de Magister obtenue à l'institut d'Electronique de Tlemcen (Février 1998).

- [Hadj, 2000] F. Bereksi Reguig, Z. E. Hadj Slimane, “A Powerful Algorithm to aid Cardiac Arrhythmia Diagnosis”, *Computers Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, Vol. 3, pp. 119-127, 2000.
- [Hadj, 2005a] Z. E. Hadj Slimane, F. Bereksi Reguig, “New algorithm for QRS complex detection”, *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, Vol. 5, No. 4, pp. 507, Décembre 2005.
- [Hadj, 2005b] Z. E. Hadj Slimane, F. Bereksi Reguig, “Detection of the QRS complex by linear prediction”, accepted for publication in *Journal of Medical Engineering & Technology*, 2005.
- [Iva, 2004] Ivaylo I Christov, “Real time electrocardiogram QRS detection using combined adaptive threshold”, *BioMed Eng Online* 2004, 3:28 [<http://www.biomedical-engineering-online.com/content/3/1/3>].
- [Joh, 1984] John G. Webster, “Reduced Motion Artifacts and Interference in Biopotential Recording”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.31, No. 12, pp. 823-826, December 1984.
- [Lag, 1990] P. Laguna et al., “New algorithm for QT interval analysis in 24-hour Holter ECG: performance and applications, ” *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol-28, pp.67-73, January 1990.
- [Lag, 1992] P. Laguna, R.Jané, O. Meste, P. W. Poon, P. Caminal, H. Rix, N.V. Thakor, “Adaptive Filter For Event-Related Bioelectric Signals Using an Impulse Correlated Reference Input: Comparison with Signal Averaging Techniques”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 39, No. 10, October 1992.
- [Lag, 1996a] P. Laguna, R.Jané, S. Olmos, N.V. Thakor, H. Rix, P. Caminal, “Adaptive estimation of QRS complex wave features of ECG signal by the Hermite model”, *Medical & Biological Engineering & Computing*, pp. 58-68, January 1996.
- [Lag, 1996b] P. Laguna, R. Jané, E. Masgrau, P. Caminal, “The adaptive linear combiner with a periodic-impulse reference input as a linear comb filter”, *Signal Processing*, Vol. 48, pp. 193-203, 1996.
- [Lin, 1989] Kan-Ping Lin and Walter H. Chang, “QRS Feature Extraction Using Linear Prediction,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 36, NO.10, pp.1050-1058, October 1989.
- [Mit, 1992] MIT-BIH Arrhythmia Database Directory, Harvard University-Massachusetts Institute of Technology Division of Health Sciences and Technology, July 1992.

[Nit, 1984a] Nitish V.Thakor, John G. Webster and Willis J.Tompkins, “Estimation of QRS Power Spectra for Design of QRS filter,” IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 31, No.11, pp.702-706, November 1984.

[Nit, 1984b] Nitish V. Thakor, “From Holter Monitors to Automatic Defibrillators Developments in Ambulatory Arrhythmia Monitoring,” IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.31, No.12, pp.770-778, December 1984.

[Pan, 1985] J. Pan and W. J. Tompkins, “A Real-Time QRS Detection Algorithm,” IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME-32, pp.230-236, March 1985.

[Yin, 1992] Ying Sun, S. Suppappola, Thoma A. Wrubleski, “Microcontroller-Based Real-Time QRS Detection”, Biomedical Instrumentation & Technology, pp.477-484, (Nov/Dec 1992).

[Van, 1985] J. A. Van Alsté, “Removal of base-line wander and power-line interference from the ECG by an efficient FIR with reduced number of taps”, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 32, No. 12, pp.1052-1060, December 1985.