

République Algérienne démocratique et populaire



Ministère de l'Enseignement Supérieur
Et de la Recherche Scientifique
Université Abou Bakr Belkaid- Tlemcen-



Faculté des sciences de l'ingénieur
Département d'Electronique Biomédicale

Mémoire pour l'obtention
du Diplôme de Magister en Electronique Biomédicale

Thème

Analyse et Traitement du Signal ECG
par la Décomposition Modale Empirique

Présenté par :

M^{elle} Bouabida Zohra

Soutenu devant le jury constitué par :

Président	Mr Ghaffour .K	Professeur	UABB de Tlemcen
Examineur	Mr Benabdellah. M ^{ed}	Professeur	UABB de Tlemcen
Examineur	Mr Debbal Sidi .M ^{ed}	Maître de conférences	UABB de Tlemcen
Examineur	Mme Loudjedi .K	Maître de conférences	UABB de Tlemcen
Encadreur	Mr Bereksi Reguig. F	Professeur	UABB de Tlemcen
Co-encadreur	Mr Hadj Slimane .Z	Maître de conférences	UABB de Tlemcen

2008-2009

Remerciements

Avant tous je remercie الله qui m'a donné l'aide, le pouvoir et la patience pour finaliser ce travail

Un immense remerciement à notre prophète Mohammed صلى الله عليه وسلم

Je remercie, de fond de mon cœur M' Bereksi Reguig Fethi, Professeur à l'université de Tlemcen, pour son encadrement de grande qualité scientifique, ses précieux conseils, et son encouragement.

Je tiens à remercier aussi mon co-encadreur M' Hadj Slimane Zineddine, Maitre de conférences à l'université de Tlemcen, pour son aide.

Tous mes remerciements à M' Ghaffour Kheireddine, Professeur à l'université de Tlemcen, pour l'intérêt qu'il a accordé à ce travail en acceptant de présider le jury.

Je remercie M' Benabdellah Mohammed Professeur à l'université de Tlemcen, M' Debbal Sidi Mohammed, Maitre de conférences à l'université de Tlemcen et M^{me} Loudjedi Kamila Docteur à l'université de Tlemcen, d'avoir accepté d'être membres de jury.

Merci à tous les membres du laboratoire GBM

Merci à tous les professeurs qui ont contribué à ma formation

Enfin, je tiens à remercier toutes les personnes qui m'ont aidé de près ou de loin.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail

*Aux êtres qui me sont les plus chers ma mère et mon père
Qui ont tous fait pour m'encourager durant les années de
mes études*

A mon cher frère, a mes sœurs

A toute ma famille et mes amies

المخلص

تسجيل إشارة القلب امتحان أساسي لا بديل له في معاينة أمراضه. لأنه يؤدي إلى مخطط يترجم النشاط الكهربائي للقلب. هذا المخطط، المسمى مخطط إشارة القلب الالكترونية يحتوي عدة موجات: الموجة P، المعقدة QRS، والموجة T، و الموجة U.

استخدام تقنيات رياضية لمعالجة واستخراج الخصائص المهمة في مخطط إشارة القلب الالكترونية وغيرها من المؤشرات الفسيولوجية، يبقو مجالاً مهماً في البحث.

هذا العمل يركز على تقنية تسمى طريقة التجزئة التجريبية (EMD). هذه الطريقة التي طورها هوانغ في عام 1998 [Huang, et al., 98A]، و قد تم تطبيقها بنجاح في مجالات مختلفة. إلا أن تطبيقها في مجال الطب الحيوي لم يعرف إلا مؤخرًا.

خلافًا للطرق المعالجة الكلاسيكية للإشارة، فإن EMD لا يقوم على دالة محددة سلفًا، ولكن تفكك خطط الإشارة بشكل ملائم لها إلى مجموعة من الدوال النموذجية في السعة وتواتر تسمى IMFs. هذه الدوال تعرف من خلال الكشف عن الحدود القصوى والدنيا للإشارة.

الهدف من هذا العمل إظهار أهمية طريقة EMD في معالجة وتحليل مخطط إشارة القلب الالكترونية : في الترشيح وكشف المعقدات QRS.

المفاتيح:

مخطط إشارة القلب الالكترونية، طريقة التجزئة التجريبية (EMD)، ترشيح مخطط إشارة القلب الالكترونية، والكشف عن المعقدات QRS، وقاعدة البيانات MIT-BIH.

Résumé

L'électrocardiographie est un examen fondamental et irremplaçable en cardiologie. Il permet d'obtenir un tracé qui traduit l'activité électrique du cœur. Ce tracé, appelé l'électrocardiogramme (ECG) comporte plusieurs ondes : onde P, complexe QRS, onde T, onde U.

L'utilisation des techniques mathématiques pour le traitement et l'extraction des paramètres d'intérêt clinique dans le signal électrocardiogramme et d'autres signaux physiologiques, reste toujours un domaine intéressant pour la recherche.

Dans le cadre de ce travail, on s'intéresse à une technique appelée la décomposition modale empirique (EMD : Empirical Mode Decomposition). Cette méthode a été initialement développée par N. E. Huang en 1998 [Huang, et al., 98A], et appliquée avec succès dans différents domaines. Cependant son application dans le domaine biomédical est récente.

A la différence des méthodes d'analyse classique du signal, l'EMD n'est pas basée sur une fonction prédéfinie, mais le signal est décomposé d'une manière adaptative en une collection de fonctions modulées en amplitude et en fréquence appelées IMFs (Intrinsic Mode Function), extraits directement de signal lui-même. Ces IMFs sont décrits de la détection des maximas et des minimas de signal.

Le but de ce travail est de montrer la performance de la décomposition modale empirique dans le traitement et l'analyse de signal électrocardiogramme, ainsi que pour le filtrage et la détection des complexes QRS.

Mots clés :

L'électrocardiogramme (ECG), la décomposition modale empirique (EMD), le filtrage de l'ECG, la détection des complexes QRS, la base de données MIT-BIH.

Abstract

Electrocardiography is a fundamental and irreplaceable test in cardiology. It allows to generate a signal which describe the electrical activity of the heart. This signal called electrocardiogram (ECG), comprises several waves: P wave, QRS complex, T wave, U wave.

The use of mathematical techniques for processing and extraction of parameters of clinical interest in the electrocardiogram signal and other physiological signals, remains an interesting area in research.

In this work, we are interested on a technique called empirical mode decomposition (EMD: Empirical Mode Decomposition). This method was originally developed by N. E. Huang in 1998 [Huang, et al., 98A], and successfully applied in various fields. However its application in the biomedical field is recent.

In comparison to classical methods of processing, the EMD is not based on a predefined function, but the signal is decomposed in an adaptive manner to a collection of functions modulated in amplitude and frequency called IMFs (Intrinsic Mode Function). These are extracted directly from the signal itself. These IMFs are described by the detection of maxima and minima of the signal.

The aim of this work is to show the performance of the empirical mode decomposition in the processing and analysis of electrocardiogram signal; for filtering and detection of QRS complexes.

key words:

The electrocardiogram (ECG), the empirical mode decomposition (EMD), filtering of the ECG signal, detection of QRS complexes, MIT-BIH database.

Table des matières

Introduction générale	1
------------------------------------	---

Chapitre I : Les notions de base de l'électrocardiographie

I.1. Introduction.....	4
I.2. Historique de l'électrocardiographie [ECG, 2008].....	4
I.3. L'appareil cardiocirculatoire.....	5
I.3.1. Le coeur.....	5
I.3.1.1. Structure et anatomie de coeur [ECG, 2008].....	5
I.3.1.2. Le système de commande du coeur.....	6
I.3.1.3. Le potentiel monophasique unicellulaire.....	7
I.3.1.4. La dépolarisation et la révolution cardiaque.....	8
I.3.2. La circulation sanguine	9
I.4. L'électrocardiogramme	10
I.4.1. Définition de l'électrocardiogramme	11
I.4.2. Enregistrement de l'électrocardiogramme	11
I.4.2.1. Principe de fonctionnement de l'électrocardiographe	11
I.4.2.2. Dérivations.....	11
I.4.2.3. Aspect normal du signal ECG	15
I.4.2.4. Conditions d'un bon enregistrement :	16
I.4.3. L'axe électrique du coeur	17
I.4.4. La fréquence de l'ECG	18
I.4.5. Anomalies du rythme cardiaque.....	18
I.4.6. Interprétation de l'ECG	18
I.5. Les facteurs de bruits affectant le signal ECG.....	19
I.6. Présentation de la base de données MIT/BIH	19
I.7. Conclusion	20

Chapitre II : Synthèse des méthodes d'analyse du signal

II.1. Introduction	21
II.2. Analyse fréquentielle (transformée de Fourier).....	22
II.3. Analyse temps-fréquence (Transformation de Fourier à court terme (TFCT)).....	24
II.4. Analyse temps-échelle (transformation en ondelettes).....	26
II.4.1. La transformation en ondelettes continue (TOC)	29
II.4.2. La transformation en ondelettes discrète (TOD)	29
II.4.3. Avantages et inconvénients de la transformée en ondelettes.....	29
II.5. La décomposition modale empirique (EMD).....	30
II.5.1. Intérêt de la décomposition modale empirique (EMD)	30
II.5.2. Principe de la décomposition modale empirique (EMD).....	31
II.5.3. Description des IMFs	32
II.5.4. Comparaison avec les ondelettes	32
II.5.5. Application de la décomposition modale empirique (EMD).....	33
II.6. Conclusion	33

Chapitre III : Etude théorique sur la Décomposition Modale Empirique (EMD)

III.1. Introduction	34
III.2. Principe de base de la décomposition modale empirique (EMD).....	35
III.3. Description de la fonction Modale Intrinsèque (IMF : Intrinsic Mode Function)	36
III.4. Description de la méthode.....	37
III.5. L'algorithme à implémenter pour la décomposition modale empirique	40
III.6. Les critères d'arrêts	41
III.6.1. Quel critère d'arrêt propose-on pour la boucle principale ?.....	41
III.6.2. Quel critère d'arrêt propose-on pour la boucle de tamisage ?.....	41
III.7. Interpolation	44
III.7.1. Le choix du type d'interpolation	44
III.7.2. Choix des points à interpoler	45
III.8. Contrôle de la perfection et de l'orthogonalité de l'EMD.....	46
III.9. Résultats et discussions	47
III.10. Application de la décomposition modale empirique aux signaux ECG.....	53

III.10.1. Analyse d'un signal ECG filtré	53
III.10.2. Analyse d'un signal ECG bruité.....	58
III.11. Avantage de la décomposition modale empirique	63
III.12. Inconvénients de la décomposition modale empirique	63
III.13. Conclusion.....	64

Chapitre IV : Filtrage du signal ECG et détection des complexes QRS par la Décomposition Modale Empirique

IV.1. Introduction.....	65
IV.2. Filtrage des ondulations de la ligne de base.....	67
IV.2.1. Filtrage par interpolation	67
IV.2.1.1. Présentation de la méthode	68
IV.2.1.2. Résultats et interprétation	78
IV.2.2. Filtrage par banc de filtres.....	80
IV.2.2.1. Présentation de la méthode	80
IV.2.2.2. Résultats et interprétation	85
IV.3. Filtrage des bruits de haute fréquence par l'EMD	87
IV.3.1. Présentation de la méthode.....	87
IV.3.2. Résultats et interprétation.....	93
IV.4. Evaluation de la méthode EMD pour le filtrage de signal ECG.....	98
IV.5. La détection des complexes QRS.....	102
IV.5.1. Description de la méthode.....	102
IV.5.2. Résultats et interprétation.....	103
IV.5. Conclusion	110
Conclusion générale	111
Annexe	112
Références bibliographique.....	113

Table des figures

Chapitre I : Les notions de base de l'électrocardiographie

Figure I.1 : Schéma anatomique fonctionnel du cœur	5
Figure I.2 : Schéma sur le système de commande du cœur	6
Figure I.3 : Schéma sur les phases de dépolarisation et de repolarisation d'une cellule cardiaque	8
Figure I.4 : Phase de la systole ventriculaire.....	9
Figure I.5 : Phase de la diastole et systole auriculaire.....	9
Figure I.6 : La circulation sanguine	10
Figure I.7 : Schéma sur les 12 dérivation	12
Figure I.8 : Les six dérivation périphériques	13
Figure I.9 : Les dérivation périphériques et le triangle d'Einthoven.....	14
Figure I.10 : Les six dérivation précordiales	15
Figure I.11 : Aspect normal du signal ECG	16
Figure I.12 : Schéma sur l'axe électrique de cœur	17

Chapitre II : Synthèse des méthodes d'analyse du signal

Figure II.1 : exemple d'un signal et sa transformée de Fourier	23
Figure II.2 : Analyse temps-fréquence	24
Figure II.3 : Représentation temps-fréquence du signal $x(n)$	25
Figure II.4 : Exemple de fonction d'ondelette (ondelette de Morlet)	27
Figure II.5 : Evolution de l'ondelette de Morlet en fonction du facteur d'échelle a	27
Figure II.6 : l'ondelette de Morlet translatée pour différentes valeurs de b	28
Figure II.7 : Analyse temps-échelle (Transformation en ondelettes).....	28

Chapitre III : Etude théorique sur la Décomposition Modale Empirique (EMD)

Figure III.1 : (a) oscillation à deux minima, (b) oscillation à deux maxima.....	35
Figure III.2 : Exemple d'un signal qui ne correspond pas à un IMF	36

Figure III.3 : Représentation des étapes pour extraire le premier composant.....	37
Figure III.4 : L'organigramme décrivant la décomposition modale empirique.....	39
Figure III.5 : Représentation de la troisième condition dans le critère d'arrêt proposé par P. Flandrin	43
Figure III.6 : Interpolation d'un sinus par différentes méthodes et les erreurs correspondantes..	44
Figure III.7 : Le signal $x(t)$ original avant décomposition superposé avec le signal après la reconstruction	47
Figure III.8 : Le résultat de la décomposition du signal $x(t)$ en IMFs	48
Figure III.9 : Analyse spectrale des différents IMFs.....	49
Figure III.10 : Le signal $x(t)$ original avant décomposition et après reconstruction	50
Figure III.11 : Le résultat de la décomposition du signal $x(t)$ en IMFs	50
Figure III.12 : Représentation en groupe de tous les IMFs	51
Figure III.13 : Analyse spectrale des différents IMFs.....	52
Figure III.14 : Le signal $ecg(t)$ original avant décomposition.....	53
Figure III.15 : Le résultat de la décomposition du signal $ecg(t)$ en IMFs	54
Figure III.16 : Comparaison entre le signal $ecg(t)$ (a) et la somme des trois premiers IMFs (b).	55
Figure III.17 : analyse spectrale des différents IMFs.....	56
Figure III.18 : Le signal après la reconstruction	57
Figure III.19 : La différence entre le signal original $ecg(t)$ et le signal reconstruit	57
Figure III.20 : Le signal 103 bruité ($ecg_{bruité}(t)$)	58
Figure III.21 : Le résultat de la décomposition du signal $ecg_{bruité}(t)$ en IMFs.....	59
Figure III.22 : Comparaison entre le signal $ecg_{bruité}(t)$ (a) et la somme des trois premiers IMFs (b).....	60
Figure III.23 : L'analyse spectrale de chaque IMF	61
Figure III.24 : Le signal après la reconstruction	62
Figure III.25 : La différence entre le signal original $ecg_{bruité}(t)$ et le signal reconstruit	62

Chapitre IV : Filtrage du signal ECG et détection des complexes QRS par la Décomposition Modale Empirique

Figure IV.1 : la zone du non activité électrique dans un signal ECG	67
Figure IV.2 : Organigramme de filtrage par interpolation	68

Figure IV.3 : Le signal $\overline{\text{IMF}}$ (somme des trois premiers IMFs)	70
Figure IV.4 : Le signal $\overline{\overline{\text{IMF}}}$ (le signal $\overline{\text{IMF}}$ après une transformation non linéaire).....	71
Figure IV.5 : L'emplacement des pics R après le seuillage en amplitude	72
Figure IV.6 : L'emplacement des pics R après le seuillage temporel.....	73
Figure IV.7 : Comparaison entre un signal filtré et la somme de ces trois premiers IMFs	74
Figure IV.8 : Comparaison entre un signal bruité et la somme de ces trois premiers IMFs	74
Figure IV.9 : L'emplacement des points de non activité électrique.....	76
Figure IV.10 : La courbe de l'ondulation de la ligne de base	77
Figure IV.11 : Le signal ECG après filtrage des ondulations de la ligne de base.....	78
Figure IV.12 : Filtrage du signal ECG après bruitage par val1.....	79
Figure IV.13 : Filtrage du signal ECG après bruitage par val2.....	79
Figure IV.14 : Organigramme du filtrage par banc de filtres.....	81
Figure IV.15 : La sortie du premier filtre appliqué sur le dernier IMF (résidu)	83
Figure IV.16 : La sortie du deuxième filtre appliqué sur le N ^{ième} IMF	83
Figure IV.17 : Estimation des ondulations de la ligne de base (le signal LB).....	84
Figure IV.18 : Le signal ECG filtré des ondulations de la ligne de base	85
Figure IV.19 : Filtrage de signal ECG après bruitage par val1	85
Figure IV.20 : Filtrage de signal ECG après bruitage par val2.....	86
Figure IV. 21 : Organigramme pour filtrage des bruits HF	88
Figure IV.22 : La fenêtre de Tukey.....	90
Figure IV.23 : Le signal $\text{ecg}(t)$ (a) et les fenêtres délimitant les complexes QRS(b)	91
Figure IV.24 : Le signal $\text{ecg}(t)$ (a) et les fenêtres complémentaires(b).....	92
Figure IV.25 : Le filtrage de signal 100	93
Figure IV.26 : Le filtrage de signal 101	94
Figure IV.27 : Le filtrage de signal 102	94
Figure IV.28 : Le filtrage de signal 103	95
Figure IV.29 : Le filtrage de signal 111	95
Figure IV.30 : Le filtrage de signal 119	96
Figure IV.31 : Le filtrage de signal 213	96
Figure IV.32 : Organigramme pour filtrage de signal ECG par l'EMD	99
Figure IV.33 : Détection des complexes QRS dans le signal 108.....	104
Figure IV.34 : Détection des complexes QRS dans le signal 119.....	104
Figure IV.35 : Détection des complexes QRS dans le signal 200.....	105

Figure IV.36 : Détection des complexes QRS dans le signal 203.....	105
Figure IV.37 : Détection des complexes QRS dans le signal 208.....	106
Figure IV.38 : Détection des complexes QRS dans le signal 210.....	106
Figure IV.39 : Détection des complexes QRS dans le signal 228.....	107
Figure IV.40 : Détection des complexes QRS dans le signal 233.....	107

Table des tableaux

Chapitre IV : Filtrage du signal ECG et détection des complexes QRS par la Décomposition Modale Empirique

Tableau IV.1 : Comparaison entre le SER obtenu pour chaque méthode de filtrage BF.....	86
Tableau IV.2 : Comparaison entre le rapport signal sur erreur (SER) obtenu dans le filtrage par l'analyse en ondelette et ceux obtenu par EMD.....	98
Tableau IV.3 : Comparaison de RSE obtenu par différents méthodes de filtrage	100
Tableau IV.3-a- : Comparaison entre le SER obtenu dans le filtrage par différentes méthodes pour un RSE de 6db	100
Tableau IV.3-b- : la comparaison entre le SER obtenu dans le filtrage par différentes méthodes pour un RSE de 10db	101
Tableau IV.3-c- : la comparaison entre le SER obtenu dans le filtrage par différentes méthodes pour un RSE de 14db	101
Tableau IV.4 : les résultats de détection	109

Introduction générale

L'électrocardiogramme (ECG), traduit l'activité électrique du cœur. L'ECG reste le signal le plus utilisé pour le diagnostic des pathologies cardiaques. Ce signal est composé de plusieurs ondes : onde P, complexe QRS, onde T, et l'onde U.

La détection des paramètres du signal ECG nécessite un bon tracé. Cependant, ce signal est souvent affecté par différentes sources de bruit tel que : l'électromyogramme, les ondulations de la ligne de base,...etc, ce qui rend son interprétation difficile.

Dans le but de traiter et analyser le signal électrocardiogramme, ainsi que d'autres signaux physiologiques, plusieurs méthodes mathématiques sont développées, à savoir :

- La Transformée de Fourier (TF) pour l'analyse de fréquentielle ; elle décompose le signal en une somme de fonctions élémentaires périodiques (sinus et cosinus). Elle est désignée pour analyser les signaux linéaires et stationnaires. Mais, elle ne permet pas une localisation de fréquence au cours de temps,
- La transformée de Fourier à court terme (TFCT) pour l'analyse temps-fréquence ; la précision fréquentielles et temporelle de cette méthode est limitée,
- La transformée en ondelette (TO) pour l'analyse temps-échelle, elle utilise pour son analyse une fonction de base appelée « ondelette mère ». La signification physique des différents modes est meilleure dans l'analyse des signaux non stationnaires. Cependant, elle présente quelques limitations dans l'analyse des signaux non linéaires

Les méthodes citées ci-dessus, ont montré leurs limitations, en particulier dans le traitement des signaux biomédicaux qui ont la particularité d'être non linéaire et non stationnaire.

Pour surmonter ces obstacles, une autre méthode est développée par N. E. Huang en 1998 [Huang, et al., 98A], pour l'analyse des signaux non linéaire et non stationnaires, appelée la décomposition modale empirique (EMD : Empiricale Mode Decomposition). A la différence des méthodes d'analyses classiques du signal, l'EMD n'est pas basée sur une fonction prédéfinie, mais le signal est décomposé d'une manière adaptative en une collection de fonctions modulées en amplitude et en fréquence appelées IMFs (Intrinsic Mode Function), extraits directement de signal lui-même. Ces IMFs sont décrits de la détection des maximas et des minimas de signal.

Le filtrage du signal ECG par la méthode EMD est basé sur la même idée utilisée dans la transformé en ondelette : les premiers IMFs sont de haute fréquence, tandis que les derniers sont de basse fréquence, donc l'élimination d'un certain nombre de premiers IMFs peut filtrer le bruit HF et l'élimination d'un certain nombre de derniers IMFs peut filtrer le bruit BF. Cependant, à travers cette approche deux problèmes peuvent apparaître à savoir :

- Le problème de l'estimation des IMFs contaminés par le bruit souvent appelé l'ordre de bruit, compte tenu que la séparation des fréquences basses des hautes fréquences par l'EMD est une notion qualitative.
- Le deuxième problème est que la puissance du signal ECG est concentrée dans les basses fréquences tandis que les complexes QRS se propagent dans les premiers IMFs.

Pour résoudre ces problèmes, quelques approches pour le filtrage du signal ECG en se basant sur l'EMD sont présentées dans ce travail. Et afin de montrer l'efficacité du filtrage par la décomposition modale empirique, des évaluations qualitative et quantitative des résultats obtenus sont faites est comparées avec ceux obtenus avec le filtrage par ondelette et le filtre médian.

L'acquisition et le prétraitement des signaux (signaux physiologiques) est souvent suivi par l'extraction des paramètres d'importance clinique. Dans le cas du signal électrocardiogramme (ECG), le complexe QRS est l'un des paramètres les plus importants pour le diagnostic des arythmies cardiaques, car il reflète le phénomène de dépolarisation ventriculaire.

L'élaboration d'un détecteur performant et robuste des complexes QRS reste un domaine très intéressant dans le traitement de signal électrocardiogramme. La généralisation d'un détecteur de complexe QRS sur l'ensemble des cas, rencontre plusieurs obstacles, tels que :

- Le complexe QRS est de morphologie variable dépendant du cas physiopathologique de patient,
- L'amplitude du pic R est parfois atténuée et peut être comparable avec l'onde P et T,
- Sachant que le signal électrocardiogramme est souvent affecté par différents sources de bruit, tel que : l'électromyogramme, le mouvement des électrodes, les ondulations de la ligne de base, ce qui ne permet pas l'apparition claire des complexes QRS. Donc, la qualité du tracé de l'ECG est le plus grand problème rencontré par les différents détecteurs réalisés.

Dans le cadre de ce travail, un nouvel algorithme utilisant l'approche de la décomposition modale empirique pour la détection des complexes QRS est développé, implémenté et évalué sur des signaux ECG de la base de données MIT-BIH.

Ainsi, ce travail se présente en quatre chapitres :

Un premier chapitre descriptif du signal électrocardiogramme ECG, où il est généré, comment il est enregistré, et quels sont les différents bruits l'affectant.

Dans le deuxième chapitre, une étude théorique sur les différentes méthodes de traitement de signal électrocardiogramme est faite, en vue d'extraire leurs propriétés (performances et limitations).

Une étude détaillée sur la décomposition modale empirique sera faite dans le troisième chapitre ; l'algorithme utilisé et les problèmes rencontrés lors de son implémentation, ainsi que les critères d'arrêts. Aussi, des applications de l'EMD sur des signaux simulés et des signaux réels de l'ECG sont faites dans ce chapitre.

Le quatrième chapitre présente des approches pour le filtrage de signal ECG de bruit BF et HF. Après le filtrage, une application pour la détection des complexes QRS est faite. Ces approches sont évaluées en ajoutant des bruits simulés et réels aux signaux ECG. Les résultats obtenus sont comparés avec ceux d'autres travaux.

CHAPITRE I

Les notions de base de l'électrocardiographie

I.1. Introduction

L'électrocardiographie est un examen fondamental et irremplaçable en cardiologie. Il fournit une foule de renseignements significatifs concernant l'état structurel et fonctionnel de l'appareil cardiocirculatoire. Dans ce chapitre, des notions de base sur l'appareil cardiocirculatoire et sur le signal électrocardiogramme ECG seront présentées. Enfin une brève description de la base de données MIT-BIH sera faite. Cette base de données constitue la source des signaux ECG analysés dans ce travail.

I.2. Historique de l'électrocardiographie [ECG, 2008]

La période 1842 - 1942 constitue le premier centenaire de l'électrocardiographie et des premières découvertes scientifiques de l'ECG à 12 dérivations :

1842 : Carlo Matteucci, physicien italien, montre qu'un courant électrique passe à chaque battement cardiaque.

1856 : Rudolph von Koellicker & Henrich Mueller enregistrent le premier potentiel d'action.

1887 : Augustus D. Waller, physiologiste anglais, publie le premier électrocardiogramme. En se liant à un tube capillaire, dans un champ magnétique une électrode posée sur le thorax, on voyait varier le niveau liquide dans le tube à chaque battement de cœur.

1893 : Willem Einthoven utilise le terme "électrocardiogramme" pour la première fois à une réunion de la "Deutsch Medical Association".

1895 : W. Einthoven met en évidence 5 ondes sur le tracé électrocardiographique, ondes qu'il nomme respectivement P, Q, R, S, T.

1938 : La position des dérivations précordiales V1 à V6 est définie par convention par La "American Heart Association" et la "Cardiac Society of Great Britain".

1942 : E. Goldberger ajoute 3 dérivations périphériques aux 3 dérivations déjà décrites par Einthoven, à savoir aVR, aVL et aVF.

I.3. L'appareil cardiovasculaire

I.3.1. Le cœur

Le cœur est le moteur de système cardiovasculaire. C'est l'organe qui produit en permanence des impulsions électriques nécessaires à sa contraction. Il assure par conséquent la circulation sanguine et l'irrigation des différentes cellules du corps par le sang et les éléments nutritifs.

I.3.1.1. Structure et anatomie de cœur [ECG, 2008]

Le cœur se situe dans le médiastin : C'est la partie médiane de la cage thoracique délimitée par les deux poumons, le sternum et la colonne vertébrale. Il se trouve un peu à gauche du centre du thorax, en arrière du sternum, sur le diaphragme.

Le cœur est de diamètre de 12 à 14 cm, son volume vaut environ 50 à 60 cm³. Le cœur d'un adulte pèse de 300 à 350 grammes.

Le cœur consiste en quatre chambres, appelées cavités cardiaques : les oreillettes en haut, et les ventricules en bas (Figure I.1). 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 valves entre les oreillettes et les ventricules assurent le passage unidirectionnel coordonné du sang depuis les oreillettes vers les ventricules.

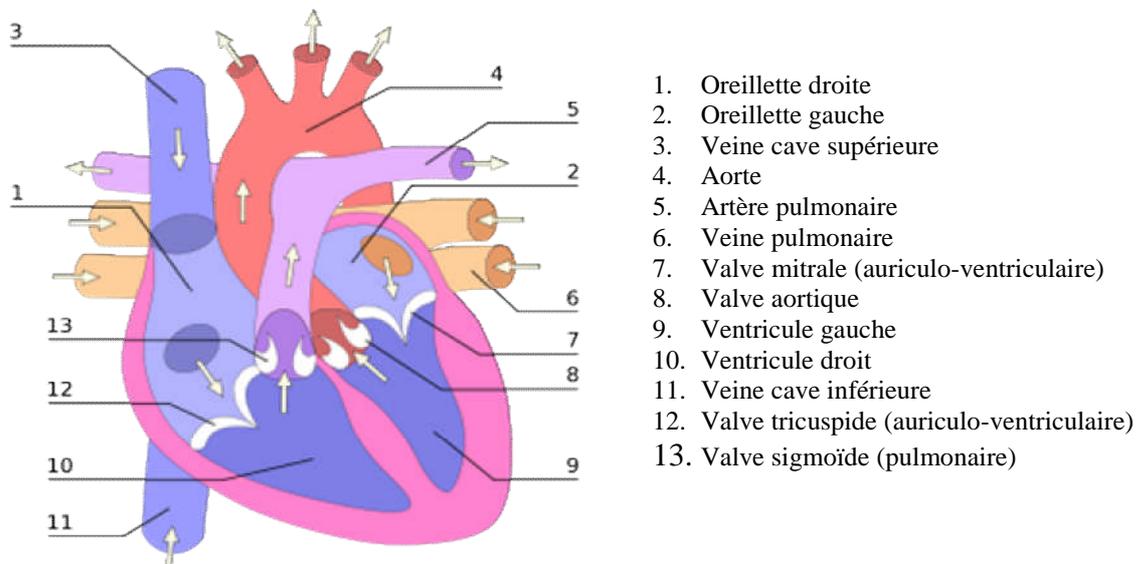


Figure I.1 : Schéma anatomique fonctionnel du cœur

La paroi du cœur est composée de muscle qui ne se fatigue pas. Elle consiste en trois couches distinctes. La première est l'épicaire (epicardium) qui se compose d'une couche de cellules épithéliales et de tissu conjonctif. La deuxième est l'épais myocarde (myocardium) ou muscle cardiaque. À l'intérieur se trouve l'endocarde (endocardium), une couche additionnelle de cellules épithéliales et de tissu conjonctif.

I.3.1.2. Le système de commande du cœur

Comme c'est représenté sur la figure I.2, le système de commande du cœur comprend [Denis, 2005] :

- Le nœud sinusal de KEITH et FLACK (centre rythmogène), près de l'orifice de la veine cave supérieure.
- Le nœud auriculo-ventriculaire d'ASCHOFF-TAWARA, ou centre nodal, entre les oreillettes et ventricules, à la naissance de la cloison interventriculaire.
- Le faisceau de HIS et ses deux branches font suite au centre nodal et sont situés dans le septum interventriculaire
- Le réseau de PURKINJE représente la terminaison du faisceau de HIS, il se ramifie sous l'endocarde.

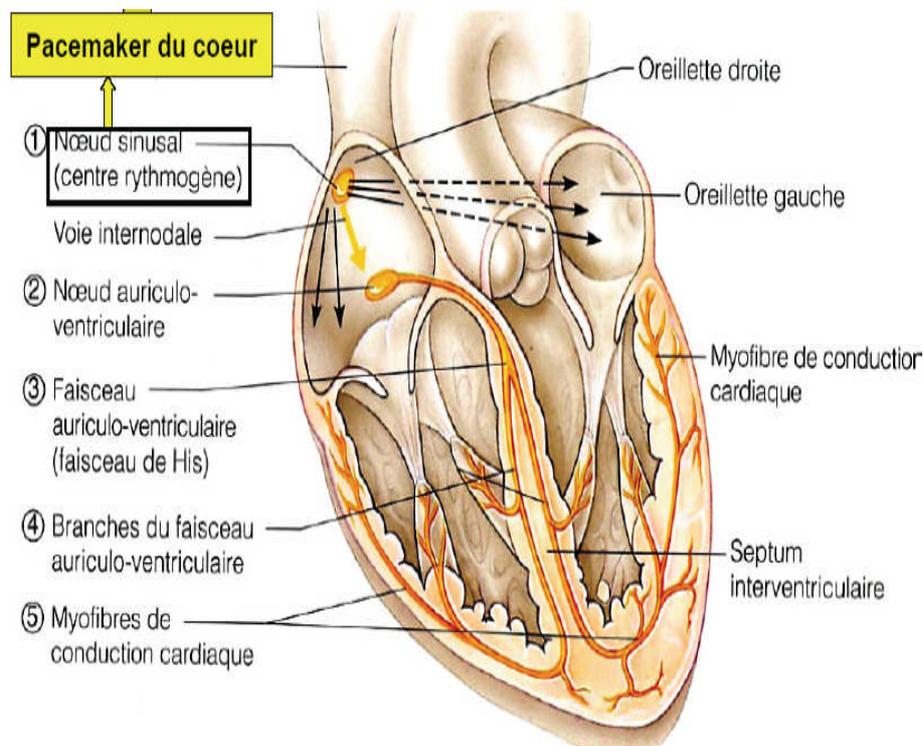


Figure I.2 : Schéma sur le système de commande du cœur [Tchiotsop, 2007].

Les propriétés du système de commande de cœur sont :

- **L'automatisme :** Les cellules du système de commande se dépolarisent périodiquement, par le centre sinusal ou par un pacemaker si le centre sinusal est défaillant.
- **La conductibilité :** Elle permet de transmettre l'onde de dépolarisation depuis le centre sinusal et nodal, jusqu'aux cellules myocardiques. L'excitation issue du centre sinusal diffuse aux oreillettes et atteint le centre nodal ; l'influx parcourt le faisceau de HIS, ses branches, et le réseau de PURKINJE et entraîne la contraction des ventricules.

I.3.1.3. Le potentiel monophasique unicellulaire

Comme toute cellule du corps humain, la cellule myocardique au repos est naturellement polarisée ; chargée négativement à l'intérieur et positivement à l'extérieur, car elle contient beaucoup de potassium et peu de sodium. Cette distribution donne une différence de potentiel de -90 mV.

Lors d'une stimulation électrique, la membrane devient très perméable au sodium qui pénètre dans la cellule, un inversement de charges (+ à l'intérieur et - à l'extérieur) se produit ; c'est l'état de dépolarisation qui donne une différence de potentiel de +30 mv.

Après la dépolarisation, cette cellule revient à son état d'équilibre, c'est ce qu'on appelle la repolarisation. Ces étapes de dépolarisation et repolarisation sont représentées sur la figure I.3 ci-dessous.

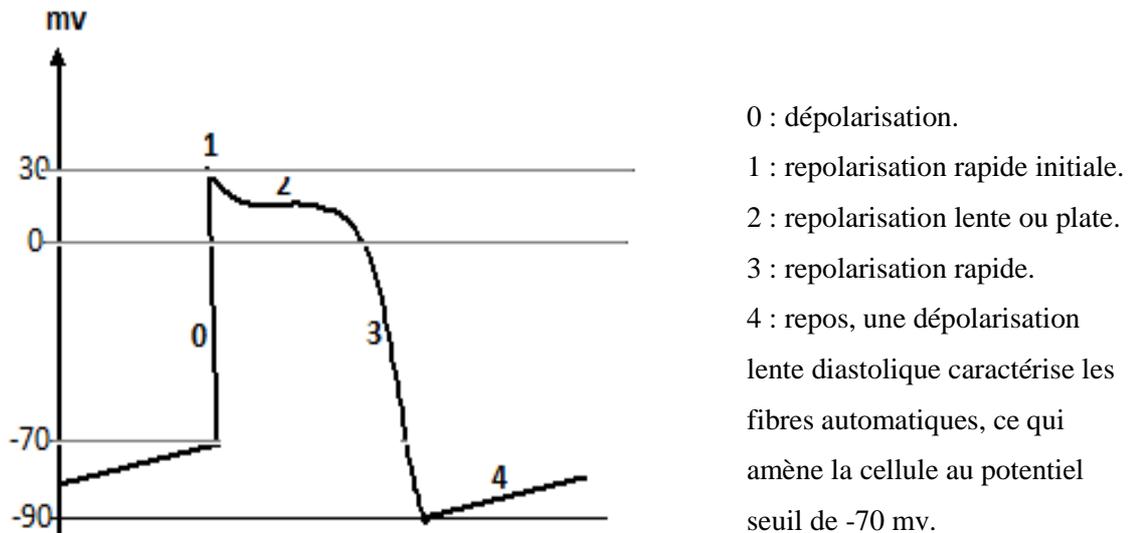


Figure I.3 : Schéma sur les phases de dépolarisation et de repolarisation d'une cellule cardiaque [Denis, 2005]

I.3.1.4. La dépolarisation et la révolution cardiaque

La dépolarisation cardiaque est le mouvement ionique d'un courant d'action qui provoque la dépolarisation des cellules une à une, et par conséquent la contraction du myocarde. A Chaque contraction myocardique (battement cardiaque), une séquence d'événements est produite. Cette séquence est appelée la révolution cardiaque, elle consiste en trois étapes : la systole auriculaire, la systole ventriculaire et la diastole [ECG, 2008].

- a) **La systole auriculaire :** Les oreillettes se contractent et éjectent le sang vers les ventricules (remplissage actif). Une fois le sang expulsé des oreillettes, les valves auriculo-ventriculaires entre les oreillettes et les ventricules se ferment. Ceci évite un reflux du sang vers les oreillettes. La fermeture de ces valves produit le son familier du battement du cœur.
- b) **La systole ventriculaire :** (figure I.4) Elle implique la contraction des ventricules, expulsant le sang vers le système circulatoire. Une fois le sang expulsé, les deux valves - la valve pulmonaire à droite et la valve aortique à gauche - se ferment. Ainsi le sang ne reflue pas vers les ventricules. La fermeture des valvules sigmoïdes produit un deuxième bruit cardiaque plus aigu que le premier. Pendant cette systole, les oreillettes maintenant relâchées, se remplissent de sang.

- c) **La diastole** : (figure I.5) C'est la relaxation de toutes les parties du cœur permettant le remplissage des ventricules, par les oreillettes droites et gauches et depuis les veines caves et pulmonaires.

Le cœur passe le tiers du temps en systole et deux tiers en diastole.

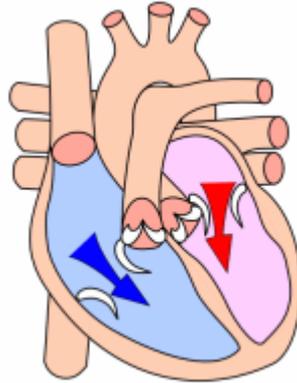


Figure I.4 : Phase de la systole ventriculaire

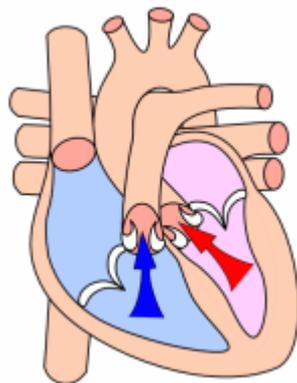


Figure I.5 : Phase de la diastole et systole auriculaire

I.3.2. La circulation sanguine

Le sang pauvre en oxygène chargé en CO₂ (le dioxyde de carbone) entre dans l'oreillette droite par trois veines, la veine cave supérieure, la veine cave inférieure et le sinus coronaire. Le sang passe ensuite vers le ventricule droit. Il est pompé vers les poumons à travers l'artère pulmonaire où il est chargé par l'oxygène. Le sang passe par les veines pulmonaires vers l'oreillette gauche et entre dans le ventricule gauche. C'est la petite circulation.

Du ventricule gauche, le sang est pompé vers toutes les cellules, c'est la grande circulation. Après l'irrigation des cellules par les éléments nutritifs à travers le système

(artères-artérioles-capillaires), le sang se charge avec les métabolismes et le CO_2 et retourne vers l'oreillette droite par les veines.

Cette circulation est représentée sur la figure I.6 ci-dessous.

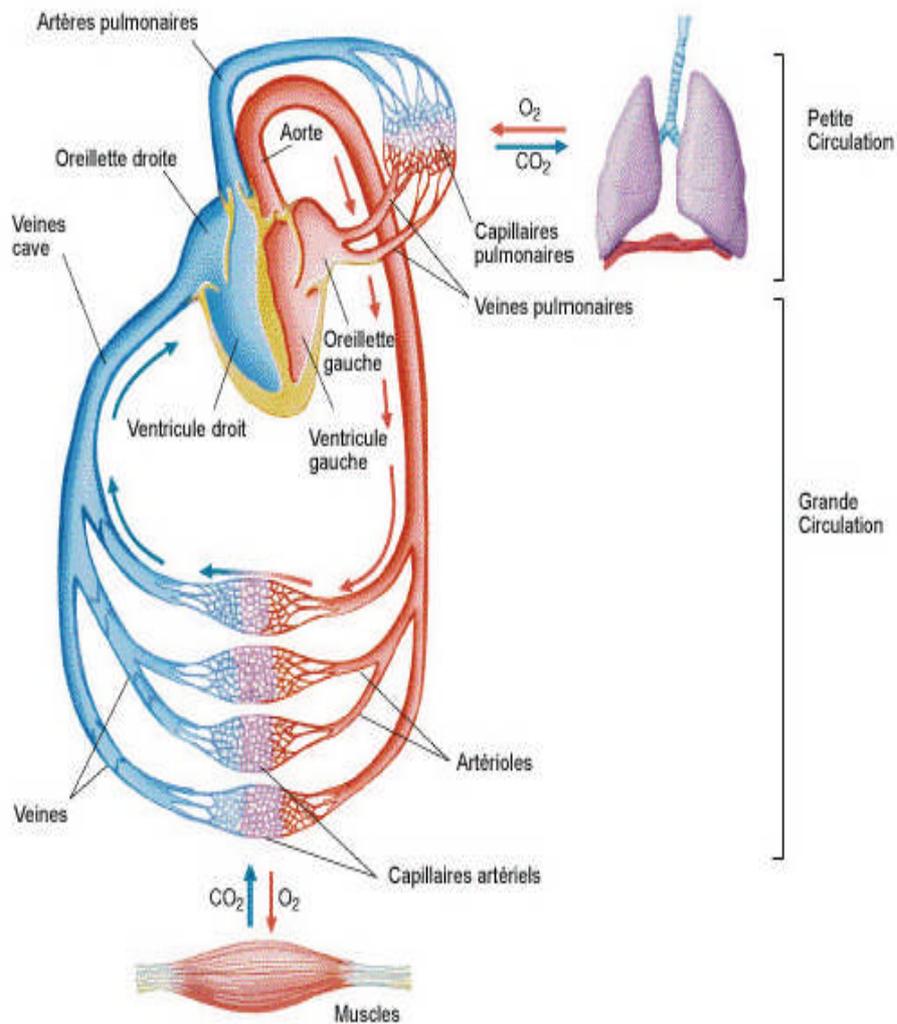


Figure I.6 : La circulation sanguine [Tchiotsop, 2007]

I.4. L'électrocardiogramme

Les potentiels électriques générés par le cœur se propagent dans tout l'organisme et apparaissent à la surface du corps. On peut mesurer la différence de potentiel (d.d.p) en deux points de la surface du corps à l'aide d'une paire d'électrodes. Des résultats différents sont obtenus, en plaçant plusieurs paires d'électrodes à différentes positions [Tchiotsop, 2007].

I.4.1. Définition de l'électrocardiogramme

L'électrocardiogramme (ECG) est l'enregistrement de l'activité électrique générée par le cœur sur la surface corporelle, en utilisant des électrodes placées sur des points déterminés par une convention internationale appelés dérivations (voir I.4.2.2).

L'abréviation usuelle utilisée pour parler de l'électrocardiogramme est l'ECG, en anglais comme en français (On trouve aussi l'abréviation EKG).

I.4.2. Enregistrement de l'électrocardiogramme

I.4.2.1. Principe de fonctionnement de l'électrocardiographe

Les signaux ECG sont typiquement de faible amplitude ± 2 mV et de fréquence de 0.05 à 150 Hz. Donc, on utilise des amplificateurs de hautes performances ; un gain approximativement de 10^3 avec un minimum bruit de fond [Bronzino, 2000].

L'électrocardiographie a grandement bénéficié des progrès récents de l'électronique et de l'informatique dans l'acquisition, l'enregistrement, le traitement et la transmission du signal ECG, avec une possibilité d'aide au diagnostic.

I.4.2.2. Dérivations

Si on mesure le vecteur cardiaque dans une seule direction, on ne sera pas en mesure de le caractériser entièrement. Il est donc important d'avoir un standard de positionnement des électrodes (dérivations) pour l'évaluation clinique du signal ECG [Tchiotso, 2007].

On appelle dérivation, un circuit électrique déterminé par un couple d'électrodes placées en deux points déterminés de la surface du corps et entre lesquelles sont enregistrées les différences de potentiel. Les électrodes sont positionnées à des endroits du corps bien définis, générant ainsi ce qu'on appelle l'ECG à 12 dérivations standardisées par une convention internationale (figure I.7). Elles permettent d'avoir une idée tridimensionnelle de l'activité électrique du cœur.

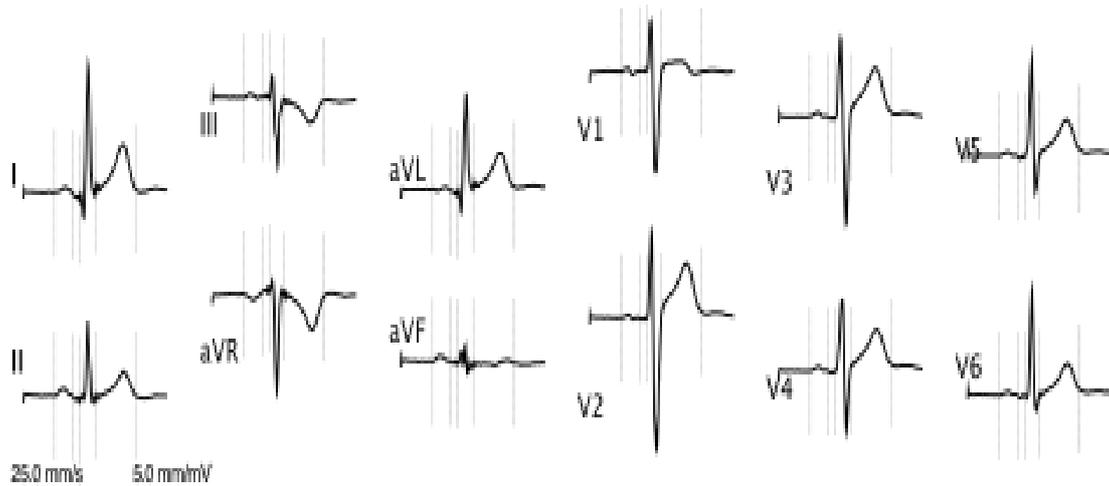


Figure I.7 : Schéma sur les 12 dérivations [ECG, 2008]

.a. Six dérivations périphériques

Ce sont des dérivations de plan frontal, elles sont appelées aussi éloignées parce que les électrodes sont placées à distance de la surface épicaudique [Putchi, et al., 2005].

- DI : mesure bipolaire entre bras droit et bras gauche,
- DII : mesure bipolaire entre bras droit et jambe gauche,
- DIII : mesure bipolaire entre bras gauche et jambe gauche,
- aVR : mesure unipolaire sur le bras droit,
- aVL : mesure unipolaire sur le bras gauche,
- aVF : mesure unipolaire sur la jambe gauche.

La lettre "a" signifie "augmentée"

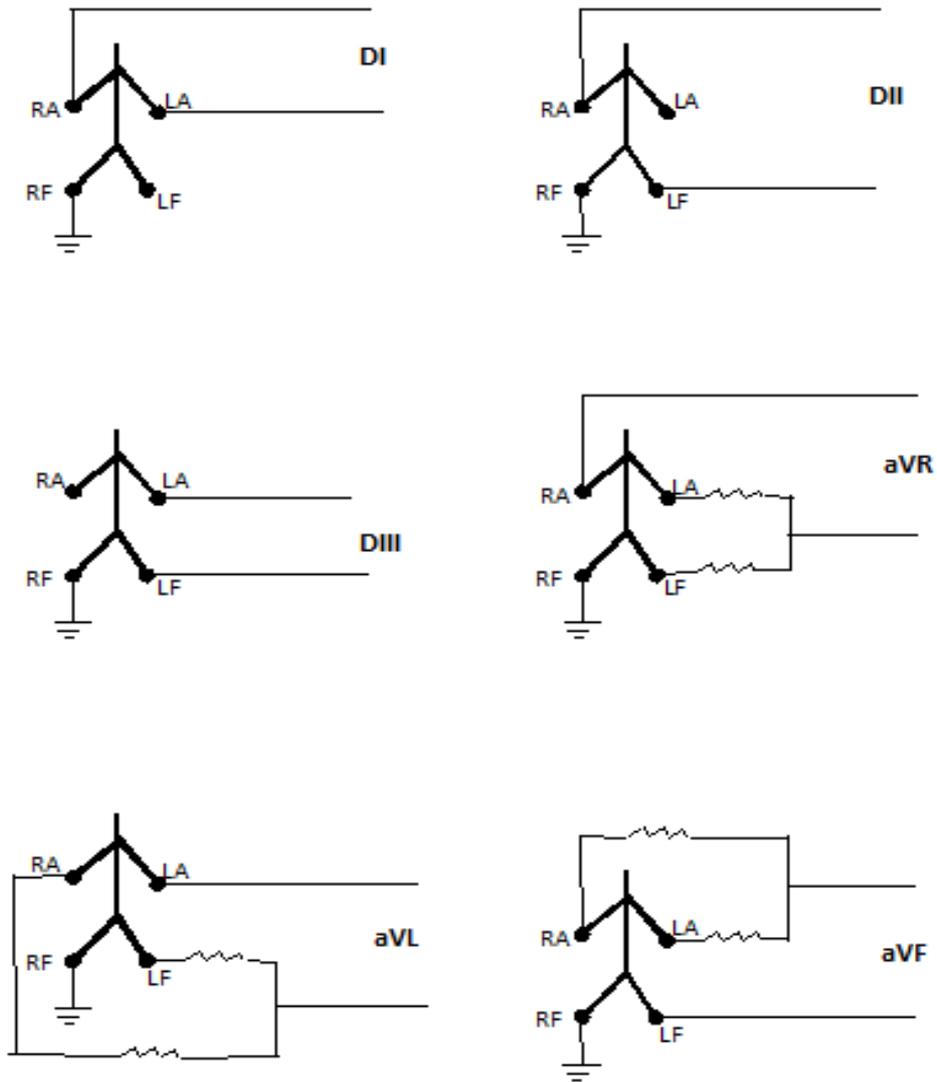


Figure I.8 : Les six dérivationes périphériques.

DI, DII, et DIII décrivent le triangle d'Einthoven (figure I.9). Énoncé de la Théorie d'Einthoven : le cœur se trouve au centre d'un triangle équilatéral formé par les membres supérieurs et la racine de la cuisse gauche [ECG, 2008].

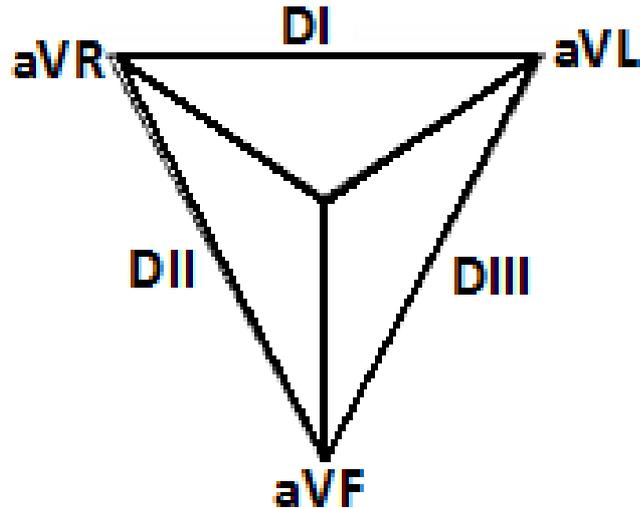


Figure I.9 : Les dérivations périphériques et le triangle d'Einthoven

Donc, à partir de deux enregistrements, on peut calculer les quatre autres enregistrements.

$$\text{III} = \text{II} - \text{I}$$

$$\text{aVF} = \text{II} - \text{I} / 2$$

$$\text{aVR} = -\text{I} / 2 - \text{II} / 2$$

$$\text{aVL} = \text{I} - \text{II} / 2$$

.b. Six dérivations précordiales (sur le plan horizontal) [Putchi, et al., 2005]

Ce sont des dérivations de plan horizontal (voire figure I.10)

- V1 : 4^e espace intercostal droit, bord droit du sternum (parasternal),
- V2 : 4^e espace intercostal gauche, bord gauche du sternum (parasternal),
- V3 : à mi-chemin entre V2 et V4,
- V4 : 5^e espace intercostal gauche, sur la ligne médioclaviculaire,
- V5 : même horizontale que V4, ligne axillaire antérieure,
- V6 : même horizontale que V4, ligne axillaire moyenne.

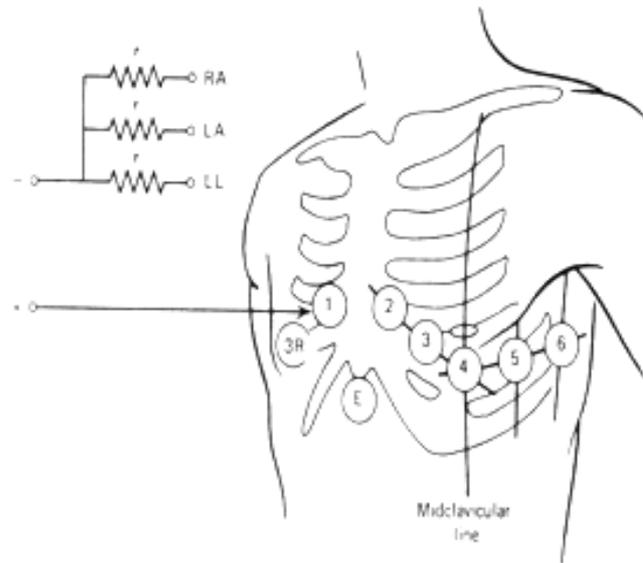


Figure I.10 : Les six dérivation précordiales [Geddes, et al., 1989]

.c. Autres dérivation [ECG, 2008]

Elles sont utilisées dans certains cas pour affiner, par exemple, le diagnostic topographique d'un infarctus du myocarde.

- V7 : même horizontale que V4, ligne axillaire postérieure,
- V8 : même horizontale que V4, sous la pointe de l'omoplate,
- V9 : même horizontale que V4, à mi-distance entre V8 et les épineuses postérieures,
- V3R : symétrique de V3 par rapport à la ligne médiane,
- V4R : symétrique de V5 par rapport à la ligne médiane,
- VE : au niveau de la xiphoïde sternale.

I.4.2.3. Aspect normal du signal ECG

Le tracé ECG comporte plusieurs composantes (ondes et intervalles) [Hadj, 2006] :

-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 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 : est une onde positive qui suit l'onde T, visible essentiellement en précordiale (surtout en V2 et V3), d'amplitude moins que 25% en hauteur par rapport à l'onde T qui précède, mais peut atteindre 2 mm en V2, V3, V4. Leur signification est discutée. Deux thèses s'opposent [Tchiotsop, 2007] :

1. repolarisation prolongée des fibres du réseau de Purkinje.
2. facteur mécanique correspondant à la relaxation du myocarde.

Ces différentes ondes sont illustrées sur la figure I.11 ci-dessous :

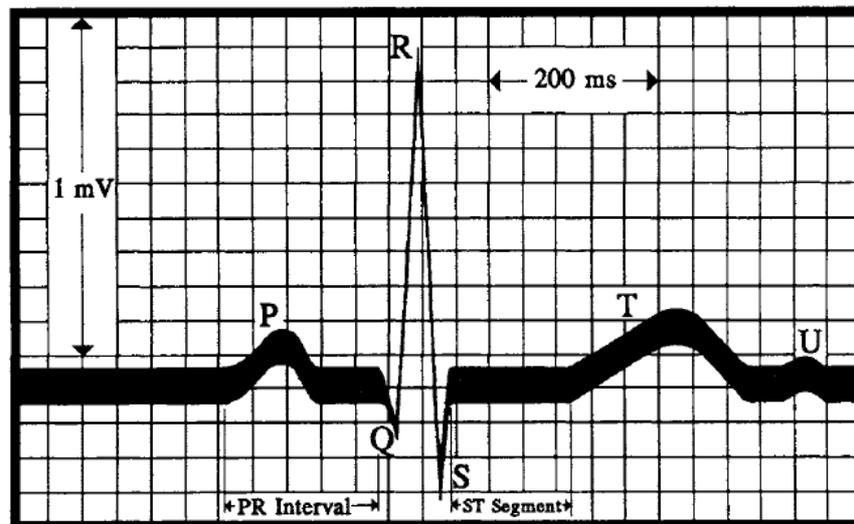


Figure I.11 : Aspect normal du signal ECG [Bronzino, 2000]

I.4.2.4. Conditions d'un bon enregistrement :

L'ECG standard doit satisfaire les conditions suivantes :

- Le tracé doit comporter les 12 dérivations principales au minimum, c'est-à-dire, dans l'ordre : les trois dérivations standard (D I, D II, D III), les trois dérivations unipolaires des membres (aVR, aVL, aVF), les six dérivations précordiales de V1 à V6.
- Un étalonnage correct est indispensable, soit pour la vitesse de déroulement du papier ou pour le voltage (habituellement 25 mm par seconde et une amplitude de 10 mm pour 1 mV) [Chauvin, et al., 2007].

- La ligne isoélectrique (tracée par l'appareil lorsqu'il n'enregistre aucune différence de potentiel) doit être horizontale et parfaitement nette, c'est-à-dire exempte de parasites, en particulier dus au courant alternatif.
- Une bonne connexion dans les fils et les électrodes correspondantes.

I.4.3. L'axe électrique du cœur [ECG, 2008]

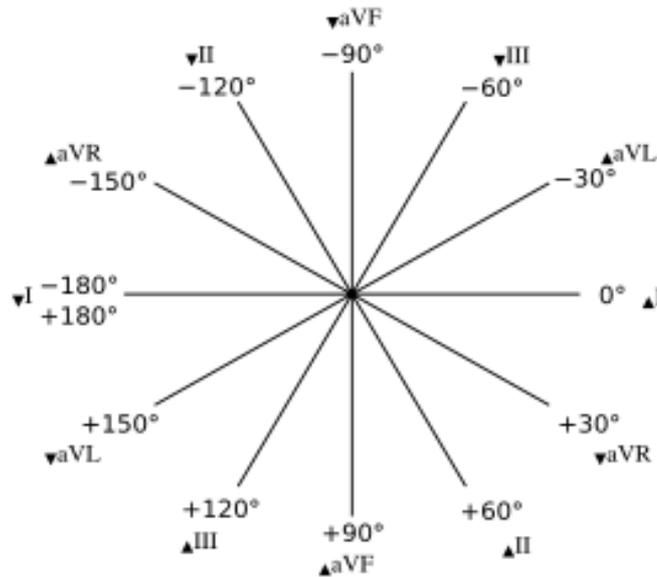


Figure I.12 : Schéma sur l'axe électrique de cœur

L'axe électrique du cœur (figure I.12) représente l'amplitude et la direction moyenne des différentes forces électromotrices mises en jeu pendant la dépolarisation. Un axe anormal peut être le signe de perturbations dans la séquence d'activation des ventricules ou même de dommages cellulaires.

En pratique courante, l'axe de l'ECG correspond à l'axe moyen du complexe QRS dans le plan frontal. L'axe se mesure par la comparaison des amplitudes (idéalement des surfaces) respectives du segment QRS (positivité – négativité) dans les dérivationes frontales. La plus grande positivité du QRS (onde R) donne une bonne idée de l'axe du cœur. Comme la dépolarisation physiologique se fait du nœud AV vers la pointe des ventricules, l'axe moyen du cœur est situé entre 30° et 60° mais il peut être normal entre -30° et +100°. On parle de déviation axiale gauche au-delà de -30° et de déviation axiale droite au-delà de +100°.

I.4.4. La fréquence de l'ECG [ECG, 2008]

La fréquence ou rythme cardiaque de l'ECG, c'est le nombre de complexes QRS (donc de dépolarisations des ventricules par une impulsion électrique) à chaque minute. Celle-ci correspond chez le sujet sain au nombre de battements cardiaques par minute.

La fréquence cardiaque au repos est de 55 à 80 battements par minute, pour un débit de 4.5 à 5 litres de sang par minute, au total, chaque jour le cœur batte 100 000 battements et pompe 8 000 litres de sang.

La fréquence cardiaque au repos n'est pas constante sur 24 heures à cause des différents cycles biologiques. Elle est au maximum vers midi. La digestion, une forte chaleur et le froid entraînent une augmentation du rythme cardiaque.

Les facteurs de stress influent sur la fréquence cardiaque grâce à trois mécanismes : les mécanismes nerveux, chimique et physique. Nous disposons d'un système nerveux autonome qui se distingue par un système nerveux sympathique et parasympathique. Le premier système va avoir pour but d'augmenter la fréquence cardiaque et le deuxième aura un effet antagoniste car il contribuera à la diminuer.

I.4.5. Anomalies du rythme cardiaque

Ces anomalies peuvent être quantitatives (trop rapide ou trop lent) ou qualitatives (battements irréguliers, pauses...). L'électrocardiogramme est indispensable pour l'analyse précise de ces troubles. Parmi les anomalies de rythme les plus connus en cardiologie ;

- Tachycardie : pouls trop rapide, supérieur à 100 battements par minute chez un adulte au repos (le pouls « normal » d'un nourrisson est d'environ 120 battements par minute),
- Bradycardie : pouls trop lent, inférieur à 60 battements par minute chez un adulte non sportif. On parle parfois d'insuffisance chronotrope lorsque le pouls est trop lent par rapport à une activité physique.

I.4.6. Interprétation de l'ECG

La lecture et l'interprétation d'un ECG requièrent une grande habitude qui ne peut être acquise par le médecin que par une pratique régulière. En prenant en considération l'âge de patient, l'interprétation se fait suivant les étapes :

- Estimation de la fréquence et la régularité de rythme cardiaque.
- Analyse de l'amplitude, la durée, et l'axe de l'onde P et le complexe QRS, estimation de segment QT.

I.5. Les facteurs de bruits affectant le signal ECG [Moore, et al., 2004] [Velasco, et al., 2007]

On peut regrouper ces facteurs en deux types :

- Bruits haute fréquence (HF) causés par l'électromyogramme (EMG), la source d'alimentation, et mouvement des électrodes.
- Ondulations de la ligne de base (BW : Baseline Wander) due à la respiration, le mouvement du patient ou les instruments, et une conduction électrique faible à travers la peau due au gel de conduite déshydraté,

On a aussi un bruit de réseau (50 Hz ou 60 Hz).

I.6. Présentation de la base de données MIT/BIH [Besrou, et al., 2004]

Les méthodes qu'on va étudier dans le cadre de ce mémoire vont être appliquées sur des enregistrements de la base de données MIT-BIH.

La base de données physiologiques MIT-BIH est le résultat d'une collaboration entre le "Massachusetts Institute of Technology" et l'hôpital "Beth Israël Diaconesse Medical Centre". Elle a été réalisée entre 1975 et 1979 et distribuée en 1980. La Base de données de l'Arythmie MIT-BIH contient 48 enregistrements extraits d'une demi-heure de deux canaux d'enregistrements ECG, obtenus de 47 sujets étudiés par le Laboratoire d'Arythmie BIH. Les sujets étaient 25 hommes âgés entre 32 et 89 ans, et 22 femmes âgées entre 23 et 89 ans.

23 enregistrements ont été choisis au hasard d'un ensemble de 4000 enregistrements ECG de 24 heures rassemblés d'un mélange de population de patients (approximativement 60%) et malades en consultation externe (approximativement 40%) à l'hôpital; le reste 25 enregistrements ont été sélectionnés du même ensemble pour inclure des arythmies moins communes.

Les enregistrements ont été échantillonnés à 360 Hz avec une résolution de 11 bits. Deux ou plus de cardiologues ont étiqueté chaque dossier indépendamment.

Les annotations utilisées dans cette base de données sont [Hadj, 2006]:

- N** : Battement normale,
- L** : Bloc de branche gauche,
- R** : Bloc de branche droit,
- A** : Battement atrial prématuré,
- a** : Battement atrial prématuré (aberré),
- J** : Battement nodal prématuré (jonctionnel),
- S** : Battement supra ventriculaire prématuré,
- V** : Battement ventriculaire prématuré,
- F** : Fusion entre V et N,
- e** : Battement atrial échappé,
- j** : Battement nodal (jonctionnel) échappé,
- E** : Battement ventriculaire échappé,
- P** : Battement ectopique,
- F** : Fusion entre P et N,
- Q** : Battement non classé.

Plus les signaux électrocardiogramme existant dans la base de données MIT-BIH, cette base contient des bruits de trois sources [nstdb, 2009] :

- Les ondulations de la ligne de base (bwm : baseline wander),
- Bruit d'électromyogramme (amm : artifact muscle),
- Bruit de mouvement des électrodes (emm : électrode motion).

I.7. Conclusion :

Dans ce chapitre, les principes fondamentaux de l'électrocardiographie ont été présentés.

Il a été décrit que :

- Le signal ECG est l'outil le plus important dans le diagnostic médical malgré sa complexité qui rend son traitement difficile.
- Son importance et sa complexité est la cause principale pour notre recherche sur les méthodes classique de traitement de signal tel que ; "l'Analyse de Fourier" et "l'Analyse par Ondelette", et la nouvelle méthode "la Décomposition Modale Empirique EMD".

CHAPITRE II

Synthèse des méthodes d'analyse du signal

II.1. Introduction

L'analyse temporelle des signaux, en particulier les signaux physiologiques, n'est pas l'outil efficace pour accéder à toutes les informations qu'ils contiennent. Il est donc nécessaire d'adopter une autre approche d'analyse utilisant d'autres transformations mathématiques.

Dans ce contexte, plusieurs méthodes sont développées à savoir :

- les méthodes fréquentielles,
- les méthodes temps-fréquence,
- et les méthodes temps-échelle.

Pour les méthodes fréquentielles, la représentation des composantes d'un signal est relativement aisée. Elle utilise la transformation de Fourier qui permet de passer du domaine temporel au domaine fréquentiel en utilisant des fonctions de base périodiques (sinus et cosinus).

La transformée de Fourier est idéale pour les signaux stationnaires. Cependant on peut l'appliquer aux signaux non stationnaires que si l'on s'intéresse seulement aux composantes fréquentielles que contiennent ces signaux sans se soucier à quels instants apparaissent ces composantes spectrales [Daniel, 2007].

Les représentations temporelles et fréquentielles des signaux non stationnaire quoique complémentaires, ne permettent pas de rattacher facilement l'instant d'apparition (et de disparition) des sinusoides. Bien que toute l'information utile à l'analyse du signal soit contenue dans chacune de ces deux descriptions (temporelle et fréquentielle), celles-ci ne présentent que partiellement les caractéristiques d'un signal. On imagine alors qu'une approche mixte combinant simultanément les deux aspects temporel et fréquentiel devrait permettre une meilleure compréhension des différents phénomènes présents dans le signal ; c'est l'analyse temps-fréquence [Jean-Christophe, 2005].

L'analyse temps-échelle utilisant les ondelettes est apparue dans les années 80 par Grossmann-Morlet. L'idée de base de cette méthode est de construire une représentation conjointe en temps et en échelle du signal. L'analyse en ondelettes offre une plus grande souplesse d'utilisation puisque le choix des atomes de la transformée, déduits de l'ondelette analysante, est laissé au soin de l'utilisateur.

Une autre méthode d'analyse est proposée que récemment ; c'est la décomposition modale empirique (EMD : Empirical Mode Decomposition.). La méthode EMD a pour objectif de décomposer des signaux en différents modes ayant une bonne signification physique. Cela veut dire notamment que la connaissance de ces modes permet de comprendre de manière intuitive le contenu fréquentiel du signal.

La méthode EMD est une approche adaptative : pour chaque signal étudié, une nouvelle base de fonctions est construite. Ainsi ces modes appelés IMFs, décriront mieux le signal.

II.2. Analyse fréquentielle (transformée de Fourier)

L'analyse fréquentielle basée sur la transformée de Fourier est une méthode mathématique utilisée pour décomposer un signal en une somme de fonctions périodiques (sinus et cosinus).

Soit $x(t)$, un signal du variable t ; sous certaines conditions (conditions de Dirichlet), sa transformé de Fourier est donnée par l'équation (II.1) ci-dessous :

$$TF[x(t)] = X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (II.1)$$

Plus $X(f)$ communément est appelé spectre du signal $x(t)$.

De même :

$$TF^{-1}[X(f)] = x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{j2\pi ft} d(f) = x(t) \quad (II.2)$$

$TF^{-1}[X(f)]$ est appelé la transformée de Fourier inverse de signal temporel $x(t)$.

$x(t)$ et $X(f)$ forment une paire dans la transformation de Fourier que l'on notera :

$$x(t) \Leftrightarrow X(f).$$

$X(f)$ est une fonction complexe de la variable réel appelé f fréquence.

Les conditions de Dirichlet

Les conditions de Dirichlet sont exprimée par :

1. $x(t)$ a un nombre fini de discontinuité,
2. $x(t)$ a un nombre fini de maxima et de minima,

3. $x(t)$ est absolument intégrable c-à-d : $\int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)| dt < +\infty$

L'un des inconvénients de l'analyse de Fourier est qu'elle n'est pas l'outil adapté à l'étude des signaux dont la fréquence varie dans le temps.

Considérons par exemple le signal $x(n)$ défini par :

$$x(n) = \begin{cases} \sin(2\pi f_1 n) & 0 \leq n \leq N_1 - 1 \\ \sin(2\pi f_2 n) & N_1 \leq n \leq N_2 - 1 \end{cases} \quad (II.3)$$

Avec $N_1 = 128$ et $N_2 = 64$, $f_1 = 0.1\text{Hz}$ et $f_2 = 0.2\text{Hz}$ (figure II.1.a)

Sur l'intervalle $n = [0, N_1 - 1]$, seul le signal de basse fréquence est présent ; puis sur l'intervalle $n = [N_1, N_1 + N_2 - 1]$, seule la plus haute fréquence est présente.

On observe, sur la figure II.1.b, les deux pics situés aux fréquences 0.1 et 0.2.

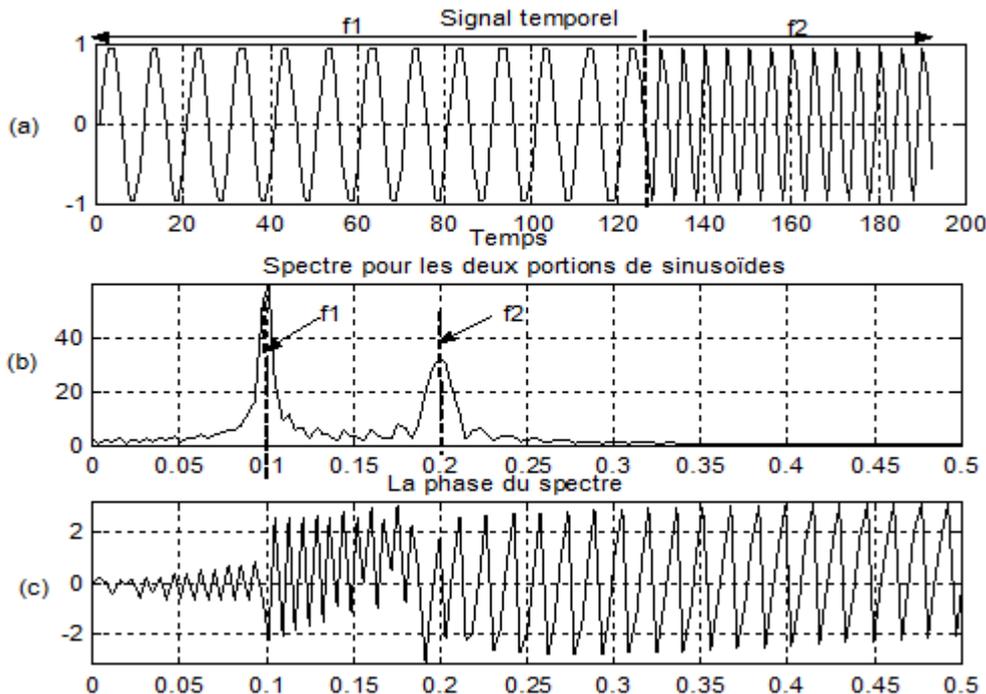


Figure II.1 : exemple d'un signal et sa transformée de Fourier.

- (a) Représentation temporelle
- (b) Représentation fréquentielle (module du spectre)
- (c) Représentation fréquentielle (phase du spectre)

Comme le montre la figure II.1, les représentations temporelles et fréquentielles du signal $x(n)$ ne permettent pas de rattacher facilement l'instant d'apparition (et de disparition) des deux sinusoides. On imagine donc qu'une approche mixte combinant simultanément les

deux aspects temporel et fréquentiel devrait permettre une meilleure compréhension des différents phénomènes présents dans le signal ; c'est l'analyse temps-fréquence [Jean-Christophe, 2005].

II.3. Analyse temps-fréquence (Transformation de Fourier à court terme (TFCT)) [couderc, 1996][Boutaa, 2006]

Les représentations temps-fréquence RTF sont des transformations conjointes du temps et de la fréquence et fournissent une information sur la façon dont la fréquence du signal varie en fonction du temps.

La transformation de Fourier à court terme est apparue en 1940 par Gabor et Ville. Ces derniers proposèrent une représentation des signaux à la fois dans le domaine du temps et des fréquences. Les composantes fréquentielles d'un signal sont calculées à partir d'une série de portions du signal à analyser (voir figure II.2). Une fenêtre temporelle à largeur fixe est alors utilisée. Cette fenêtre est balayée sur tout le signal à analyser. L'application de TFCT à des signaux physiologiques (ECG, EEG,...), est apparue à la fin des années 1980.

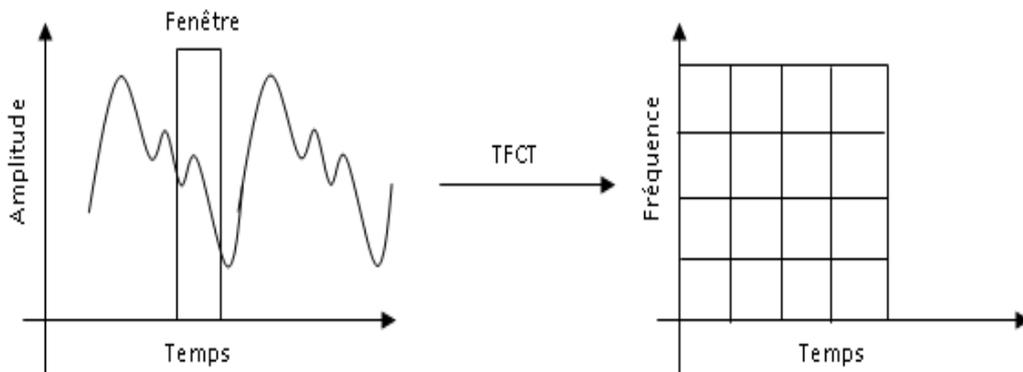


Figure II.2 : Analyse temps-fréquence

La formulation mathématique de la transformée de Fourier à court terme (TFCT) est donnée par la relation suivante :

$$X(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)w(t - \tau)e^{-j2\pi f\tau} d\tau \tag{II.4}$$

Où $w(t)$ est la fenêtre utilisée pour la sélection du segment de durée donnée.

Le choix de la durée de la fenêtre est délicat. En effet, plus la fenêtre temporelle est étroite (correspondant à une précision temporelle élevée), plus la précision fréquentielle est faible et l'inverse. La dualité des précisions de la représentation temps-fréquence est l'inconvénient principal de la transformée de Fourier à court terme (TFCT).

Une représentation temps-fréquence donne une mesure pour une fréquence à un instant donné. Lorsque ces variables sont liées par la TF, on alloue une incertitude pour le temps et pour la fréquence : c'est le principe d'incertitude d'Heisenberg présent dans toutes les représentations conjointes en temps et en fréquence qui se traduit par la relation (II.5) ci-dessous :

$$\Delta t \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} \quad (II.5)$$

Le spectrogramme quant à lui, représente graphiquement le signal à analyser en temps et en fréquence suivant la formulation (II.6) :

$$Spec(n, f) = \left| \sum_{k=-N+1}^{N-1} w(k)x(n+1) e^{-j2\pi f k} \right|^2 \quad (II.6)$$

La figure II.3 montre la représentation temps-fréquence du signal $x(n)$ de la formule (II.3).

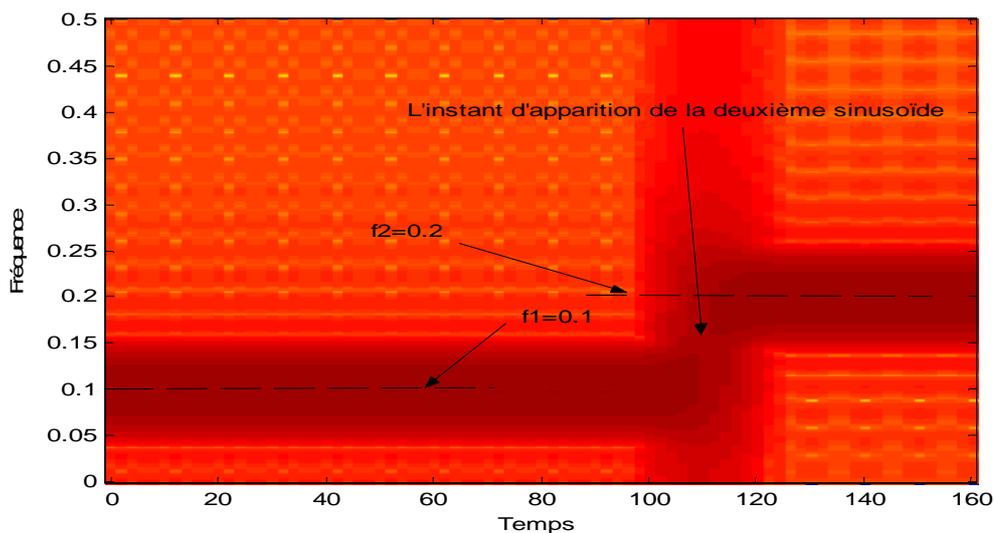


Figure II.3 : Représentation temps-fréquence du signal $x(n)$

C'est à partir de l'observation des inconvénients du spectrogramme (précisions fréquentielles et temporelles fixes) que Jean Morlet proposa en 1975 une autre approche donnant naissance à la théorie des ondelettes.

II.4. Analyse temps-échelle (transformation en ondelettes) [Couderc, 1996], [Jean-Christophe, 2005]

Lorsqu'on parle de représentation temps-échelle (RTE), on pense classiquement aux ondelettes. Les premiers travaux liés à la théorie des ondelettes sont apparus dans les années 30 à l'occasion des études de Lusin et Caldéron. Mais c'est en 1975 que Jean Morlet définit pour la première fois la transformation en ondelettes (TO). La validité théorique n'a été confirmée que 9 ans plus tard, en 1984, par Alex grossman.

L'analyse en ondelettes constitue une suite logique des travaux abordés dans le cadre de l'analyse temps-fréquence. Le principe de cette technique est l'utilisation d'une famille d'atomes temps-fréquence obtenue en dilatant et en translatant une ondelette analysante.

La famille d'ondelette $\psi_{a,b}(t)$ est déduite à partir d'ondelette mère $\psi(t)$ par la formulation (II.7) suivante :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (II.7)$$

Avec a correspondant au facteur d'échelle. Ainsi définir $|a| < 1$ dilate la fonction $\psi(t)$ et prendr $|a| > 1$ e la comprime. b correspond au paramètre de translation.

Le paramètre d'échelle a de la transformée en ondelettes est comparable à celui du paramètre fréquence de la transformée de Fourier à court terme (TFCT).

L'ondelette mère $\psi(t)$ représente une courte oscillation de moyenne nulle. Un exemple est illustré sur la figure II.4.

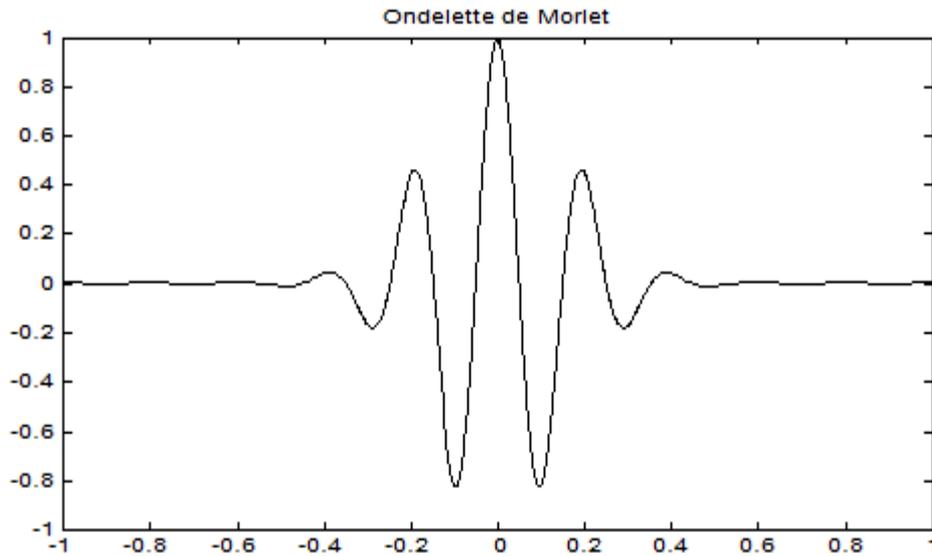


Figure II.4 : Exemple de fonction d'ondelette (ondelette de Morlet)

La figure II.5, montre l'évolution de l'ondelette de Morlet en fonction du paramètre d'échelle a . Sur les figures II.5.b et II.5.c, le signal est compressé ($|a| > 1$). Les figures II.5.d et II.5.e, montrent que le signal est dilaté ($|a| < 1$).

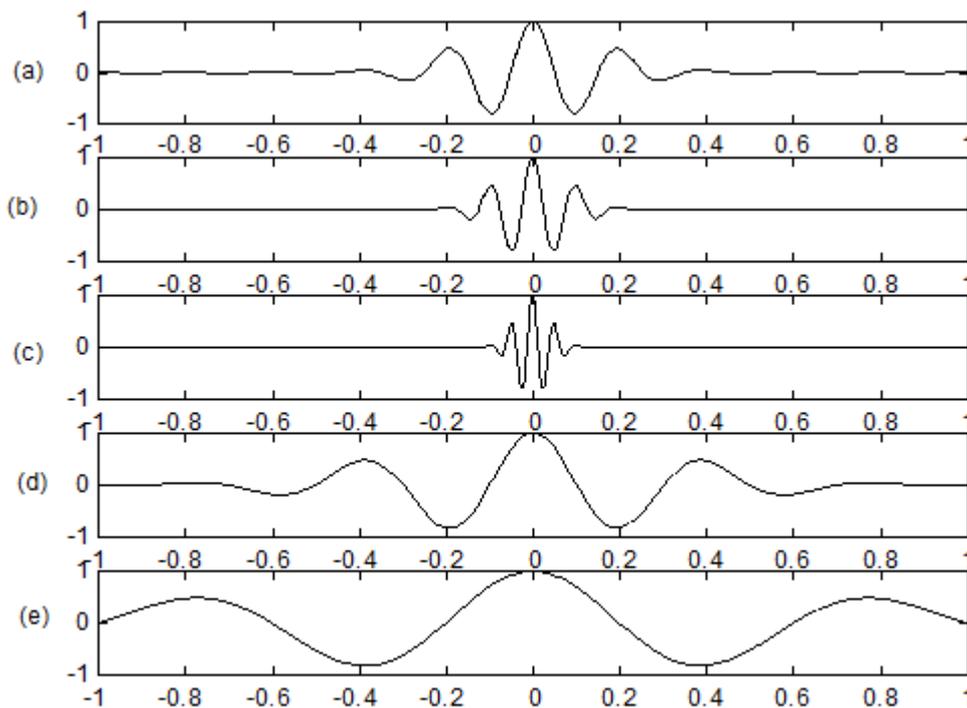


Figure II.5 : Evolution de l'ondelette de Morlet en fonction du facteur d'échelle a

La valeur b de la formule (II.7), correspond au paramètre de translation. La figure II.6 montre l'effet de ce paramètre sur l'ondelette de Morlet.

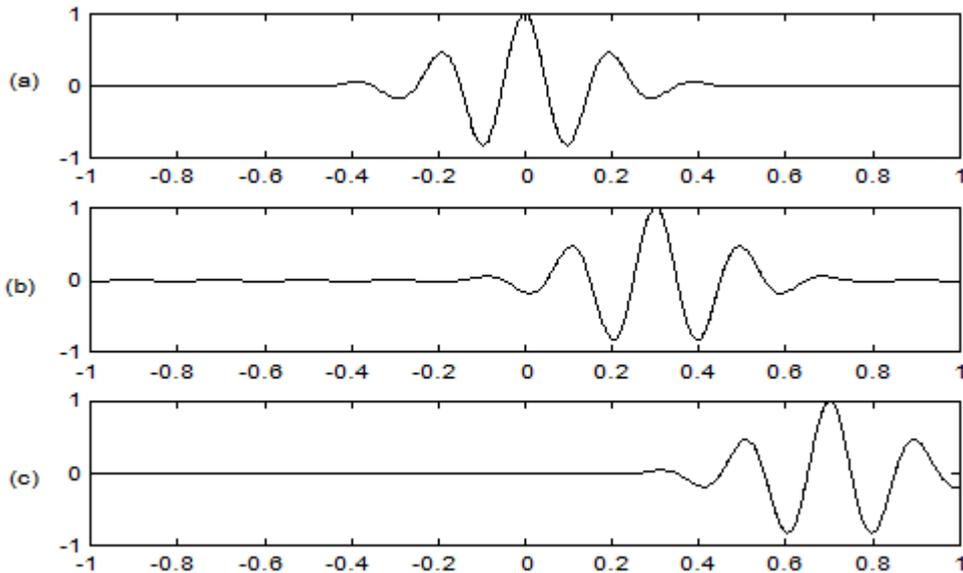


Figure II.6 : l'ondelette de Morlet traduite pour différentes valeurs de b .

L'analyse en ondelette consiste donc, en une représentation temps-échelle du signal à analyser suivant la configuration suivante [Wavtool] :

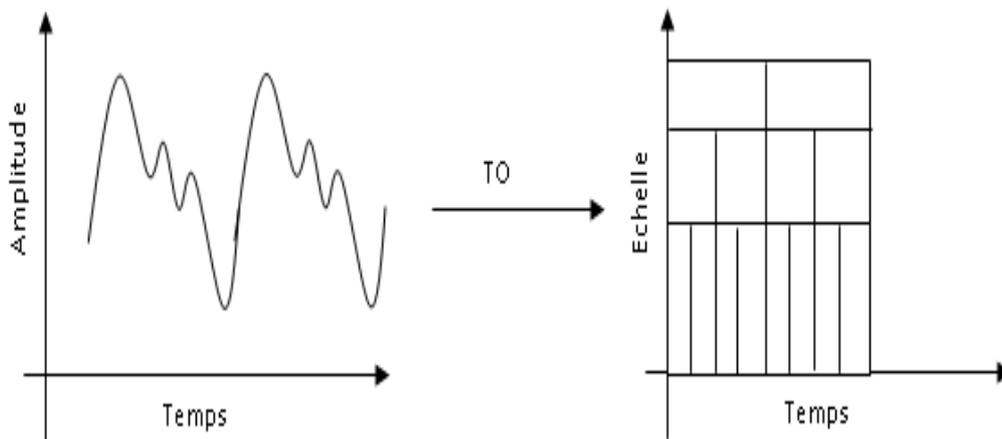


Figure II.7 : Analyse temps-échelle (Transformation en ondelettes)

L'analyse temps-échelle nous conduit à deux types de transformations en ondelettes : transformée en ondelette continue (TOC) et transformée en ondelette discrète (TOD).

II.4.1. La transformation en ondelettes continue (TOC)

La transformation en ondelettes continue (TOC) d'un signal $x(t)$ est donnée par :

$$w(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) x(t) dt \quad (II.8)$$

Où $\psi(t)$ est l'ondelette mère analysante [Daniel, 2007]. a est un facteur d'échelle de dilatation temporelle et b est un facteur de translation dans le temps.

Le résultat de la transformation en ondelettes continue (TOC) est donc des coefficients $W(a, b)$ en fonction de a (facteur d'échelle) et de b (facteur de translation). Ces coefficients $W(a, b)$ décrivent la corrélation entre le signal à analyser et l'ondelette mère analysante.

II.4.2. La transformation en ondelettes discrète (TOD) [Daniel, 2007]

Lorsque les paramètres d'échelle et de translation a et b prennent des valeurs discrètes avec :

$$a = 2^i \quad \text{et} \quad b = n \cdot 2^i, \quad \text{Où } i \text{ et } n \text{ sont des nombres entiers.}$$

On obtient alors la transformation en ondelettes discrètes (TOD) définie par la relation suivante:

$$W(i, m) = 2^{-\frac{1}{2}} \sum_{n \in \mathbb{Z}} x(n) \psi\left(\frac{1}{2^i} - m\right) \quad (II.9)$$

L'inconvénient majeur de la transformée en ondelettes discrète (TOD) est qu'elle produit un nombre élevé de coefficients pour représenter un signal exigeant un temps de calcul élevé pour reconstituer le signal d'origine.

II.4.3. Avantages et inconvénients de la transformée en ondelettes

Les avantages qu'offre la transformée en ondelettes (TO) dans l'analyse temps-échelle sont les suivants :

- travailler en sous bandes avec la possibilité de séparer les composantes du bruit du reste du signal,

- la transformée en ondelettes offre une grande aptitude à prendre en charge plusieurs traitements numériques du signal de façon quasi simultanée (fenêtrage, débruitage, détection, filtrage et reconstitution du signal),

Les inconvénients de la transformée en ondelettes sont les suivants :

- les ondelettes n'existent pas à un instant spécifique ou à une fréquence spécifique. Elles sont bien localisées dans le temps en fréquence mais pas avec une grande précision,
- l'un des inconvénients majeur de la transformée en ondelettes est qu'elle nécessite un bon choix d'ondelette mère analysante pour les différentes applications en traitement numérique du signal.

C'est à partir de ces inconvénients qu'une autre approche est apparue : c'est la décomposition modale empirique (EMD).

II.5. La décomposition modale empirique (EMD)

Comme cela était discuté auparavant, la transformée de Fourier (TF) est limitée aux signaux stationnaires et aux systèmes linéaires. Pour le spectrogramme et les ondelettes la spécification d'un noyau ou d'une fonction de base est nécessaire. Pour surmonter ce problème, Huang et al. [Huang, et al., 98A] ont proposé une méthode adaptative pour analyser les signaux non-linéaire et non-stationnaires appelée décomposition modale empirique (EMD).

A la différence des méthodes classiques, l'EMD décompose le signal à analyser en une collection de signaux modulés en amplitude et en fréquence sans avoir recours à des fonctions de base prédéfinies.

II.5.1. Intérêt de la décomposition modale empirique (EMD)

La décomposition modale empirique (EMD : empirical mode decomposition), a pour objectif de décomposer les signaux en différents modes ayant une bonne signification physique. Cela veut dire notamment que la connaissance de ces modes permet de comprendre de manière intuitive le contenu fréquentiel du signal.

Une des motivations du développement de l'EMD est l'estimation de la fréquence instantanée du signal. En effet, l'approche classique d'estimation de la fréquence instantanée

basée sur la transformation d'Hilbert (TH) (voir annexe) est strictement limitée aux signaux mono-composants.

II.5.2. Principe de la décomposition modale empirique (EMD)

Le point de départ dans la décomposition modale empirique (EMD) consiste à considérer les oscillations locales d'un signal monodimensionnel. Plus précisément, considérons un signal $x(t)$, sans qu'il soit nécessairement harmonique au sens d'analyse de Fourier, et observons son évolution soit entre deux minima consécutifs, soit entre deux maxima consécutifs [Christophe, 2004][Patrick2, 2004]. Pour fixer les idées, supposant que ce soit deux minimums. A moins que la fonction soit constante, il existe forcément un maximum entre les deux minimums. Les variations du signal $x(t)$ entre ces deux minimums, peuvent être approximativement vues comme la somme d'une oscillation et une tendance. Globalement, on peut définir une composante localement de haute fréquence $d(t)$, ainsi qu'une tendance $m(t)$ localement de basse fréquences de $x(t)$, il suffit pour cela de raccorder les composantes et les tendances locales afin d'obtenir une décomposition sur tout l'intervalle considéré.

Cette décomposition basique s'écrit :

$$x(t) = m(t) + d(t) \quad (II.10)$$

Avec :

$x(t)$: Le signal à analyser,

$m(t)$: La tendance,

$d(t)$: L'oscillation

Si ce point de vue est adopté pour l'ensemble des oscillations constituant le signal, la procédure peut alors être appliquée sur le résidu $m(t)$ formé par l'ensemble des tendances locales et considéré comme un nouveau signal conduisant à un nouveau détail et un nouveau résidu [Patrick1, 2003].

Pour une profondeur de décomposition K , on obtient une décomposition dont les différents modes ou IMF (intrinsic mode functions) $d_k[x](t)$ sont extraits itérativement, conduisant à une représentation de type :

$$x(t) = m_K(t) + \sum_{i=K}^R d_i(t) \quad (II.11)$$

Lorsque l'ordre i augmente le détail $d_i(t)$ rapproche des basses fréquences.

II.5.3. Description des IMFs

Un IMF (Intrinsic Mode Function) est une fonction oscillante, modulée en amplitude et en fréquence respectant les conditions suivantes [Huang, et al., 98B]:

- elle est de moyenne nulle,
- les nombres d'extrema et de passage par zéro sont égaux ou différents au plus par 1 (concrètement, cela signifie qu'entre un minimum et un maximum, un IMF passe par zéro).

II.5.4. Comparaison avec les ondelettes

Pour des cas bien contrôlés, la décomposition modale empirique (EMD), est analogue à une analyse multi-résolutions de type ondelette. Mais l'approche EMD dans la description du signal est fondamentalement différente à celle des ondelettes [Jean-Christophe, 2005].

Le contenu de fréquences, des échelles dans la transformée en ondelettes est toujours fixe et dépend de la fréquence de prélèvement et de niveau de la décomposition, alors que les IMFs peuvent avoir un contenu fréquentiel dépendant des propriétés locales du signal.

L'analyse par la transformée en ondelettes dépend du choix de l'ondelette mère analysante, par contre l'EMD n'a aucune fonction de base et dépend du signal lui-même [Arturas, 2004].

Ainsi, la méthode des ondelettes apparaît comme une approche paramétrique tandis que l'EMD se classe plutôt dans la famille des approches non paramétriques. En effet, la méthode d'ondelette décrit le signal par les plus basses fréquences vers les plus hautes fréquences. Au contraire, l'EMD commence par les hautes fréquences pour terminer par les plus basses fréquences [Jean-Christophe, 2005].

II.5.5. Application de la décomposition modale empirique (EMD)

L'analyse par la méthode EMD ouvre la voie à plusieurs applications à savoir [Jean-Christophe, 2005] :

- le filtrage et le débruitage,
- la description temps-fréquence,
- la classification de données,
- l'extension au traitement d'image.

II.6. Conclusion

Quatre méthodes d'analyse de signal sont présentées dans ce chapitre à savoir :

- La transformée de Fourier (TF) pour l'analyse fréquentielle ; elle décompose un signal en une somme de fonctions élémentaires périodiques (sinus et cosinus). Elle est désignée pour analyser les signaux linéaires et stationnaires, at même pour avoir le contenu fréquentielle de signal sans prendre en considération le temps d'apparition des fréquences,
- La transformée de Fourier à court terme (TFCT) pour l'analyse temps-fréquence ; la précision fréquentielles et temporelles dans cette méthode est limitée,
- La transformée en ondelette (TO) pour l'analyse temps-échelle, utilise pour son analyse des fonctions de base appelée « ondelettes ». La signification physique des différents modes est meilleure dans l'analyse des signaux non stationnaires, cependant elle présente quelques limitations dans l'analyse des signaux non linéaires,
- Et enfin la décomposition modale empirique (EMD) ainsi décrite brièvement dans ce chapitre, est utilisée dans l'analyse des signaux linéaires non stationnaires. L'EMD apparaît comme une approche non paramétrique et n'a aucune fonction de base ; les composantes de signal appelés IMFs est extraits d'une manière adaptative dépend du signal lui-même. Le détail de cette méthode sera donné dans le chapitre suivant.

CHAPITRE III :

Etude théorique sur la Décomposition Modale Empirique (EMD)

III.1. Introduction

Comme décrit dans le chapitre précédent, plusieurs méthodes ont été développées dans le cadre de l'analyse des signaux à savoir :

- les méthodes fréquentielles basées sur la transformée de Fourier (TF),
- les méthodes temps-fréquence, en particulier la transformée de Fourier à court terme (TFCT),
- et les méthodes temps-échelle utilisant la transformée en ondelette TO comme concept de base.

Les méthodes citées ci-dessus, ont montré leurs limitations, en particulier dans le traitement des signaux biomédicaux qui ont la particularité d'être non linéaire et non stationnaire.

Pour surmonter ces obstacles, N.E. Huang et al. [Huang, et al., 98A], ont développé, en 1998, une méthode appelée la décomposition modale empirique (EMD : Empirical Mode Decomposition).

Il est vrai que l'apparition de l'EMD est ancienne d'une décennie où elle était appliquée avec succès dans différents domaines, tels que l'océanographie et l'étude des phénomènes climatiques, la sismologie, l'acoustique sous-marine,...etc. Cependant son application dans le domaine biomédical ainsi que dans le traitement des signaux physiologiques, est récente. Parmi ces applications, on peut citer [Blanco, et al., 2008] :

- Traitement du signal ECG,
- Etudes sur la nature chaotique du signal ECG,
- Analyse de la variabilité de la fréquence cardiaque (HRV :Heart Rate Variability),
- Etudes sur la tension artérielle,
- Filtrage des signaux gastrique.

Le principe de base de la méthode EMD est la décomposition adaptative des signaux en des fonctions modulés en amplitude et en fréquence appelées les IMFs (Intrinsic Mode Function). La décomposition en question n'est pas basée sur un choix d'une fonction prédéfinie comme c'est le cas des méthodes classiques citées et étudiées dans le chapitre précédent.

Dans ce chapitre, une présentation détaillée de la décomposition modale empirique sera faite. L'application de l'EMD sur des signaux simulés ainsi que sur des signaux ECG de la base de données MIT-BIH, va permettre d'évaluer les avantages et les limitations de cette méthode.

III.2. Principe de base de la décomposition modale empirique (EMD)

Le point de départ de la décomposition modale empirique (EMD) est le traitement des oscillations à un niveau très local qui correspond à l'observation du signal $x(t)$ entre deux extrema de même nature, soit deux minima ou deux maxima (figure III.1.a et figure III.1.b) [Rilling, et al, 2003].

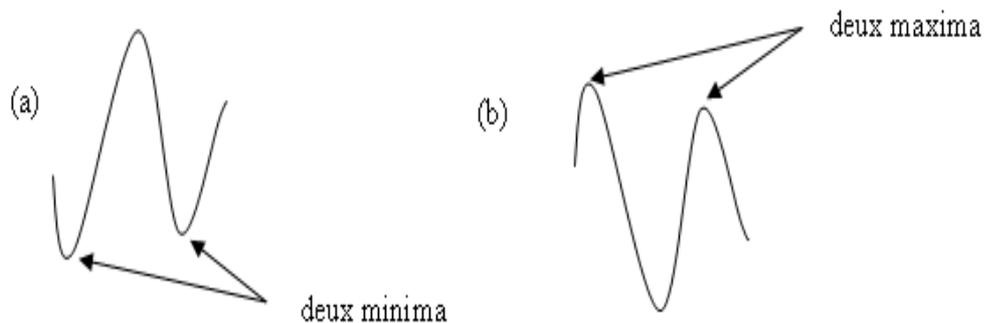


Figure III.1 : (a) oscillation à deux minima, (b) oscillation à deux maxima.

Prenant le cas où les extrema correspondent à deux minimums ; entre ces deux extrémités, on peut définir deux parties locales :

- une partie locale haute fréquence appelée détail local : elle correspond à l'oscillation existante entre les deux minimums et en prenant en considération le maximum existant entre eux,
- et une partie locale de basse fréquence appelée tendance locale,

L'application de ce principe sur l'ensemble du signal $x(t)$ permet de le décomposer en deux parties ; les signaux décrivant les hautes fréquences notées $d(t)$ et les signaux décrivant les basses fréquences notées $m(t)$.

Le signal $x(t)$ est alors exprimé par :

$$x(t) = d(t) + m(t) \quad (\text{III.1})$$

On itère sur la composante basse fréquence jusqu'à ce qu'on arrive à définir tous les modes existants dans le signal. Ces modes sont représentés par des fonctions modulées en amplitude et en fréquence, appelés IMFs.

III.3. Description de la fonction Modale Intrinsèque (IMF : Intrinsic Mode Function)

Un IMF est une fonction oscillante simple modulé en amplitude et en fréquence. Elle doit respecter les deux conditions suivantes [Huang, et al., 98B] :

- La valeur moyenne de l'IMF est égale à zéro.
- Dans toute la longueur entière de l'IMF, la différence entre le nombre des extrema et le nombre de passage par zéro doit être égale à 0 ou 1. Cela signifie qu'entre un minimum et un maximum, l'IMF doit passer par zéro. A titre d'exemple la figure III.2 illustre un signal qui ne correspond pas à un IMF. En effet, entre le maximum Max1 et le minimum Min1, le signal ne passe pas par un zéro.

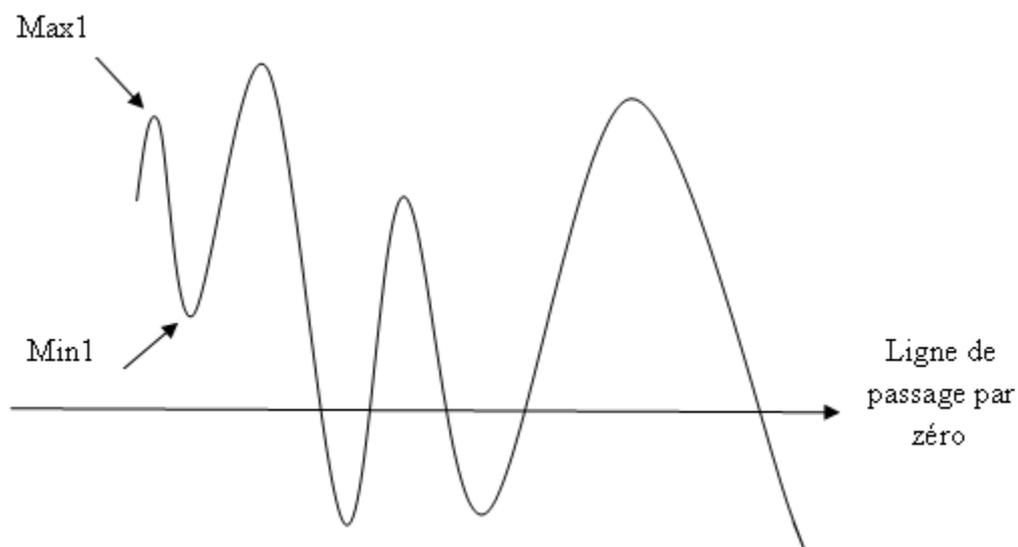


Figure III.2 : Exemple d'un signal qui ne correspond pas à un IMF.

III.4. Description de la méthode

Soit le signal $x(t)$ illustré dans la figure (III.3.a.), la méthode de la décomposition modale empirique va suivre les étapes suivantes :

1. Extraction des extrema (les maxima et les minima) (voir figure III.3.b.),
2. Une fois que les extrema sont identifiés, tous les maxima locaux sont reliés par une ligne cubique définissant l'enveloppe supérieure e_{sup} , la même procédure est répétée pour les minima locaux afin de produire l'enveloppe inférieure e_{inf} ; ces deux enveloppes vont ainsi recouvrir tout le signal (figure III.3.c).
3. l'étape suivante (figure III.3.d.), est le calcul de la moyenne des deux enveloppes supérieure et inférieure d'après la formulation suivante :

$$m(t) = \frac{e_{sup}(t) + e_{inf}(t)}{2} \quad (III.2)$$

4. Le premier composant, noté $h(t)$, correspondant à la 1^{er} itération est représenté sur figure III.3.e. Il est obtenu par la relation suivante:

$$m(t) = x(t) - m(t) \quad (III.3)$$

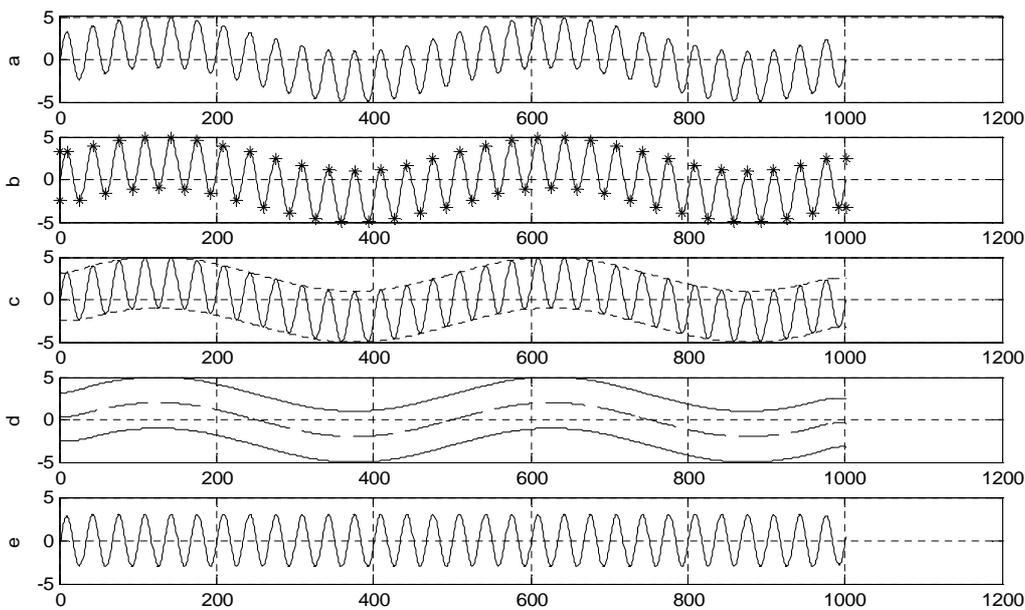


Figure III.3 : Représentation des étapes pour extraire le premier composant.

5. Le signal $h(t)$ correspondra à un IMF que s'il satisfait aux conditions de l'IMF (voir partie III.3). Si ce n'est pas le cas, $h(t)$ est considéré comme un nouveau signal pour la prochaine itération $(x(t) \leftarrow h(t))$. Ce processus itératif et séquentiel est appelé le processus de tamisage (sifting process).
6. Une fois le premier IMF identifié, on itère sur le résidu. Ce dernier est donné par la relation suivante :

$$r(t) = x(t) - IMF(t) \quad (III.4)$$

7. La décomposition est interrompue que lorsque le résidu présente un extrema,

Les différentes étapes décrites précédemment sont représentées sur l'organigramme de la figure III.4.

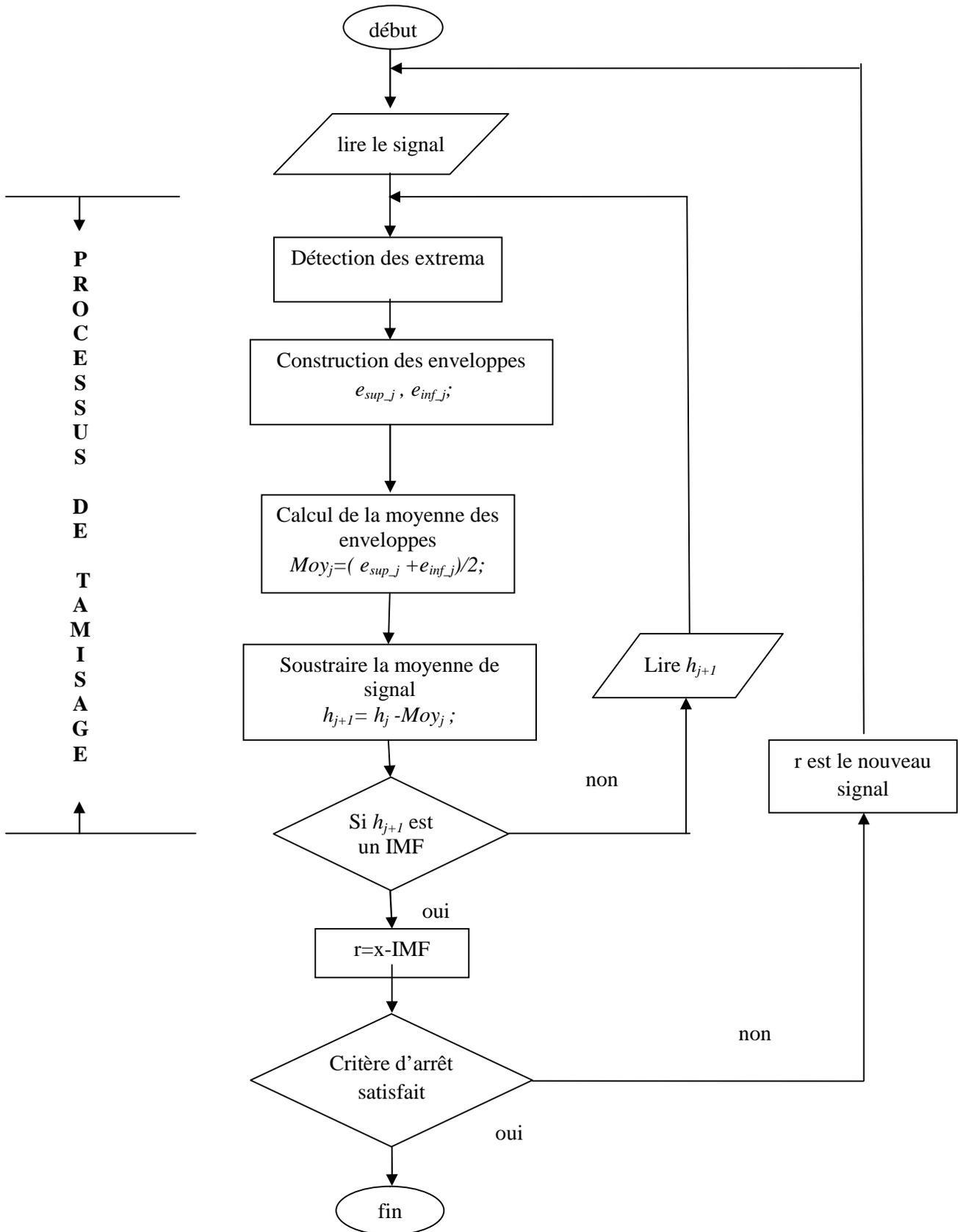


Figure III.4 : L'organigramme décrivant la décomposition modale empirique.

III.5. L'algorithme à implémenter pour la décomposition modale empirique

fonction $IMF = emd(x)$

1-initialisation :

On pose :

$$IMF = [] ;$$

$$k = 1 ;$$

$$r_k = x ;$$

2-processus de tamisage : extraire le $k^{\text{ième}}$ IMF

2-1-initialisation :

On pose

$$j = 1 ;$$

$$h_j = r_k ;$$

2-2-identification des extrema locaux (maximums et minimums) dans h_j ;

2-3-construction d'enveloppe supérieure (e_{sup_j}) à partir de l'interpolation des points correspondant aux maxima locaux ;

2-4-construction d'enveloppe inférieure (e_{inf_j}) à partir de l'interpolation des points correspondant aux minima locaux ;

2-5-calcul la moyenne des deux enveloppes supérieure et inférieure :

$$Moy_j = (e_{sup_j} + e_{inf_j}) / 2 ;$$

2-6-soustraire la moyenne de signal :

$$h_{j+1}(t) = h_j(t) - Moy_j(t) ;$$

2-7-si h_{j+1} satisfait les conditions d'un IMF

$$IMF_k(t) = h_{j+1}(t) ; \text{ le } k^{\text{ème}} \text{ IMF}$$

Sinon

$$j = j + 1 ;$$

retourne en 2-2

3- $r_k(t) = x(t) - IMF_k(t)$;

4-si $r_{k+1}(t)$ a un extrema

$$r(t) = r_{k+1}(t) ; \text{ le résidu}$$

et

$$x(t) = \sum_{i=1}^k IMF_i(t) + r(t) \quad (III.5)$$

Si non

$k=k+1$;

retourne en 2 ;

end

Remarque :

- Si l'algorithme présenté décompose le signal $x(t)$ en N IMF et un résidu, le résidu r est considéré comme l'IMF d'ordre N+1,
- Après décomposition du signal $x(t)$ par l'EMD, les différents IMFs résultants sont organisés de la haute fréquence (HF) vers les basses fréquences (BF).

III.6. Les critères d'arrêts

Comme décrit dans l'algorithme principal de l'EMD, deux boucles sont existantes. La première dite principale ; elle est indicée par k , la deuxième correspondant au processus de tamisage et indicée par j . Les deux boucles en question exigent des critères d'arrêt qui vont répondre à la question suivante : *pourquoi l'EMD converge et produit un nombre fini d'IMFs ?*

III.6.1. Quel critère d'arrêt propose-on pour la boucle principale ?

La boucle principale est interrompue lorsqu'on peut plus extraire des IMFs, c'est-à-dire que $r(t)$ présente au plus deux extrema. En effet, comme c'est illustré sur la figure III.3., la moyenne du signal au cours d'itération oscille moins que le signal d'origine.

III.6.2. Quel critère d'arrêt propose-on pour la boucle de tamisage ?

Pour garantir un sens physique d'amplitude et de fréquence pour chaque IMF, un critère d'arrêt pour le processus de tamisage est nécessaire. Afin de concrétiser cette idée, deux critères d'arrêt sont proposés :

- 1. Le premier critère d'arrêt ;** proposé par Huang et al [Huang, et al., 98A], repose sur une limitation de l'écart type (SD : standard deviation) suivant la formulation suivante :

$$SD = \sum_{t=0}^T \frac{(h_{1(k-1)}(t) - h_{1k}(t))^2}{h^2_{1(k-1)}(t)} \quad (III.6)$$

Une valeur typique de SD peut être choisie entre 0.2 et 0.3. Cette valeur est ajustée de façon empirique et réalise un certain compromis : si SD est trop grand, la décomposition modale empirique ne sépare pas correctement les modes ; inversement ; si SD est trop petit, l'EMD risque d'aboutir à des composants dont l'amplitude sera quasiment constante et modulées par une seule fréquence.

- 2. Le deuxième critère d'arrêt ;** proposé par P. Flandrin [Damerval, 2004] : qui stipule que la moyenne du signal est considérée comme nulle si sa valeur est relativement faible par rapport à l'amplitude du signal à chaque instant t. La moyenne d'un signal est estimée par l'enveloppe moyenne exprimée par la relation suivante :

$$e_{moy}(t) = \frac{e_{sup}(t) + e_{inf}(t)}{2} \quad (III.7)$$

Avec :

e_{sup} : représente l'enveloppe supérieure

e_{inf} : représente l'enveloppe inférieure

L'amplitude du signal est calculée par :

$$e_A(t) = e_{sup}(t) - e_{inf}(t) \quad (III.8)$$

La variation $stop(t)$ de la moyenne du signal par rapport à son amplitude est donnée par la relation suivante :

$$stop(t) = \left| \frac{e_{moy}(t)}{e_A(t)} \right| \quad (III.9)$$

Donc le critère d'arrêt est défini par :

$$\left\{ \begin{array}{l} |\text{nbre}(\text{passage par zéro} - \text{nbre}(\text{extrémas}))| \leq 1; \\ \text{stop}(t) \leq \text{seuil1} \quad \forall t; \\ \% \{t / \text{stop}(t) \geq \text{seuil2}\} \leq \text{tolerance1}; \end{array} \right. \quad (\text{III.10})$$

La première condition veut dire que la différence entre les nombres d'extrema et de passage par zéro doit être égale au plus à un. Pour la deuxième condition, la valeur du signal $\text{stop}(t)$ ne doit pas dépasser la valeur du seuil1 . La dernière condition, consiste à fixer un deuxième seuil noté seuil2 avec $0 \leq \text{seuil2} \leq \text{seuil1}$ (voire figure III.5). Ce deuxième seuil est fixé de telle façon à avoir un pourcentage de tolérance très petit. Le pourcentage de tolérance correspond au nombre de points du signal $\text{stop}(t)$ situé entre le seuil2 et le seuil1 comme cela est illustré sur la figure III.5.

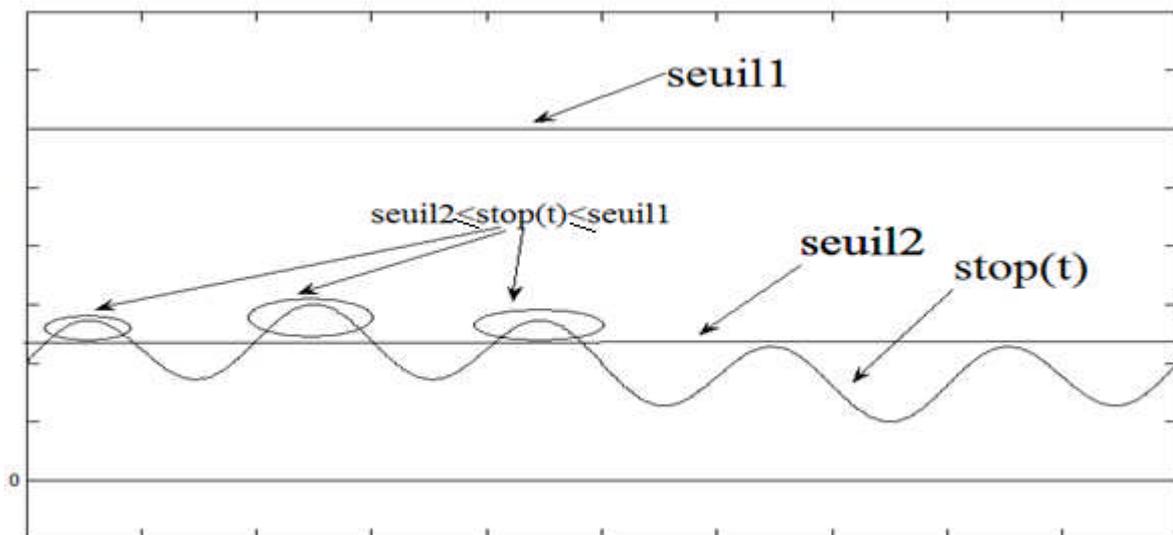


Figure III.5 : Représentation de la troisième condition dans le critère d'arrêt proposé par P. Flandrin.

A titre d'exemple, les simulations réalisées sous Matlab par P. Flandrin décrivant cet algorithme, utilisent les valeurs suivantes:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{seuil1} = 0.5; \\ \text{seuil2} = 0.05; \\ \text{tolerance1} = 0.05; \end{array} \right. \quad (\text{III.11})$$

III.7. Interpolation

L'interpolation est l'évaluation des échantillons inconnus, ou perdus, d'un signal en utilisant une moyenne pesée d'un certain nombre d'échantillons connus aux points voisins. L'objectif de l'interpolation est d'obtenir une reconstruction de haute fidélité des parties absentes dans le signal [Vaseghi, 2000].

L'interpolation est une étape très importante dans la décomposition modale empirique conditionnant la forme des IMFs. Ainsi une interpolation lisse qui n'ajoute pas des irrégularités dans le signal, est nécessaire.

III.7.1. Le choix du type d'interpolation

Parmi les interpolations existantes, on peut citer : interpolation cubique, interpolation linéaire et interpolation par splines cubiques (figure III.6).

Dans ce travail, l'interpolation par des splines cubiques est utilisée en raison de sa qualité de l'interpolation et sa simplicité de calcul.

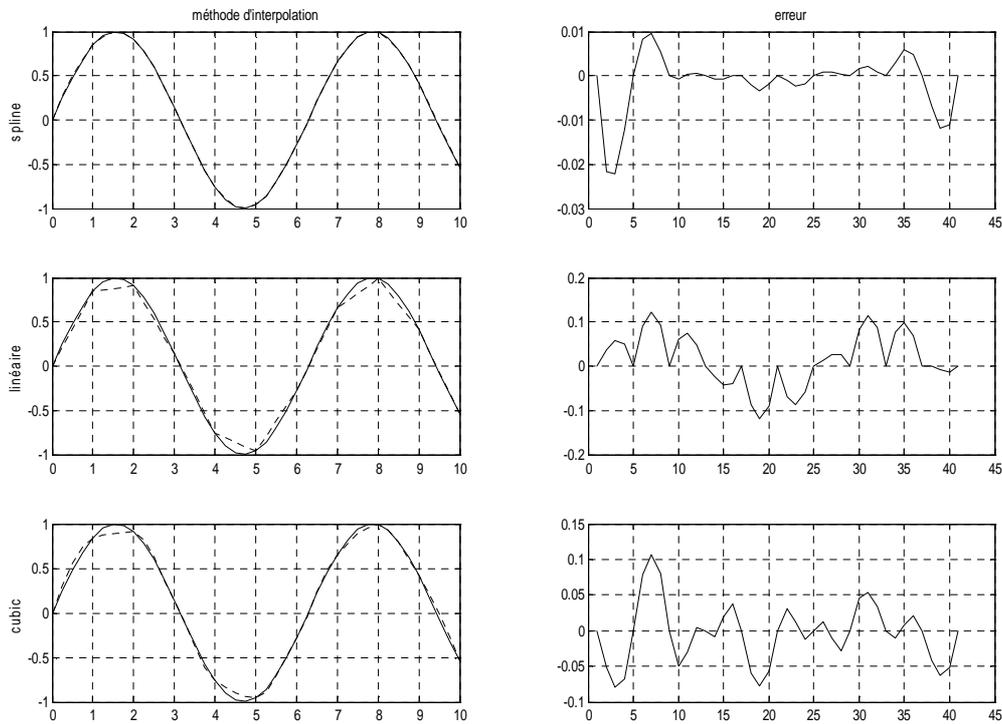


Figure III.6 : Interpolation d'un sinus par différentes méthodes et les erreurs correspondantes.

D'après la figure III.6, on remarque que l'erreur produite par interpolation splines cubiques est faible par rapport aux méthodes d'interpolation linéaire et d'interpolation cubique. Ceci nous a conduit à utiliser l'interpolation par splines cubiques dans l'élaboration de l'algorithme de la décomposition modale empirique.

III.7.2. Choix des points à interpoler

D'après le principe de l'EMD décrit précédemment (partie III.2), les points à interpoler sont les extrema (minimas et maximas).

Parmi les obstacles rencontrés dans l'élaboration de notre algorithme est le problème résumé par la question suivante : *Faut-il prendre le premier point et le dernier point du signal comme étant un minimum local ou un maximum local?*

Pour résoudre ce problème ; trois méthodes sont proposées [Boustane, et al., 2004]:

-Soit y le signal de longueur n dont on doit déterminer les enveloppes. Soit y_{max} est le vecteur de longueur n_{max} qui contient l'ordonnée des points à interpoler pour trouver l'enveloppe supérieure. y_{max} contient donc les maxima de y (de y_{max_2} à $y_{max_{n_{max}-1}}$).

Soit y_{min} est le vecteur de longueur n_{min} qui contient l'ordonnée des points à interpoler pour trouver l'enveloppe inférieure. y_{min} contient donc les minima de y (de y_{min_2} à $y_{min_{n_{min}-1}}$).

Il reste à déterminer y_{max_1} , $y_{max_{n_{max}}}$, y_{min_1} et $y_{min_{n_{min}}}$:

-A- Première méthode

Choisir simplement :

$$y_{max_1}=y_{max_2}, y_{max_{n_{max}}}=y_{max_{n_{max}-1}},$$

$$y_{min_1}=y_{min_2} \text{ et } y_{min_{n_{min}}}=y_{min_{n_{min}-1}}.$$

Cette technique produit une erreur importante aux extrémités du signal, mais cette erreur ne se propage pas sur le signal tout entier.

-B- Deuxième méthode

Cette méthode est basée sur l'idée suivante :

➤ Si le signal est croissant, on choisit

$$y_{min_1}=y_1 \text{ et } y_{max_1}=y_{max_2}.$$

➤ Si le signal est décroissant, on choisit

$$y_{max_1}=y_1 \text{ et } y_{min_1}=y_{min_2}.$$

Cette technique donne un résultat plus précis localement, mais produit une erreur qui se propage dans tout le signal. Ceci implique l'apparition de termes parasites dans la décomposition.

Remarque : on aurait eu le même problème si on avait pris $y_{min_1}=y_1$, $y_{max_1}=y_1$, $y_{min_{n_{min}}}=y_n$ et $y_{max_{n_{max}}}=y_n$.

-C- Troisième méthode: Compromis

Au début du signal y , par exemple, si $y_{min_2} \leq y_1 \leq y_{max_2}$, on choisit la première méthode, sinon, on choisit la deuxième. En effet, dans ce cas, on considère que la tendance générale du signal est constante au début du signal. On évite ainsi de perturber l'interpolation. Par contre, dans le cas contraire, on ne peut pas toujours le considérer. On minimise ainsi les deux types de défauts.

III.8. Contrôle de la perfection et de l'orthogonalité de l'EMD

Lors de l'application de la décomposition modale empirique (EMD) sur un signal, on doit vérifier et contrôler la perfection et l'orthogonalité de cette décomposition.

Pour vérifier la perfection, le signal sera reconstruit à partir des composants IMFs en utilisant la relation (III.5). La différence entre le signal initial et le signal reconstruit est la limite de la précision de l'ordinateur (PC) utilisé.

Concernant l'orthogonalité, dans l'EMD les IMFs doivent être localement orthogonaux aux autres, [Damerval, 2004]

$$\forall i \neq j, IMF_i \cdot IMF_j = 0 \tag{III.12}$$

Pour chaque élément l'orthogonalité est obtenu par la différence entre l'IMF et sa moyenne locale à partir d'enveloppe supérieure et inférieure, alors [Huang, et al., 98A] :

$$\overline{(IMF(t) - \overline{IMF(t)}) IMF(t)} = 0 \tag{III.13}$$

Cette égalité n'est pas vérifiée pratiquement, car la moyenne calculée ne correspond pas à la moyenne locale espérée mais de celle des deux enveloppes.

III.9. Résultats et discussions

Dans cette partie, deux exemples sont pris pour évaluer et tester la décomposition modale empirique. Dans chaque exemple le signal évolue de $[-0.999, +1]$ avec une période d'échantillonnage égale à 0.001 seconde ce qui correspond à un nombre de points égale à 2000 échantillons.

Exemple 1

Soit le signal $x(t)$ de fréquence $f_1 = 2Hz$ de d'amplitude de 2, représenté sur la figure III.7 et donné par la relation suivante :

$$x(t) = 2\sin(2\pi f_1 t) \text{ avec } -0.999 : 0.001 : +1$$

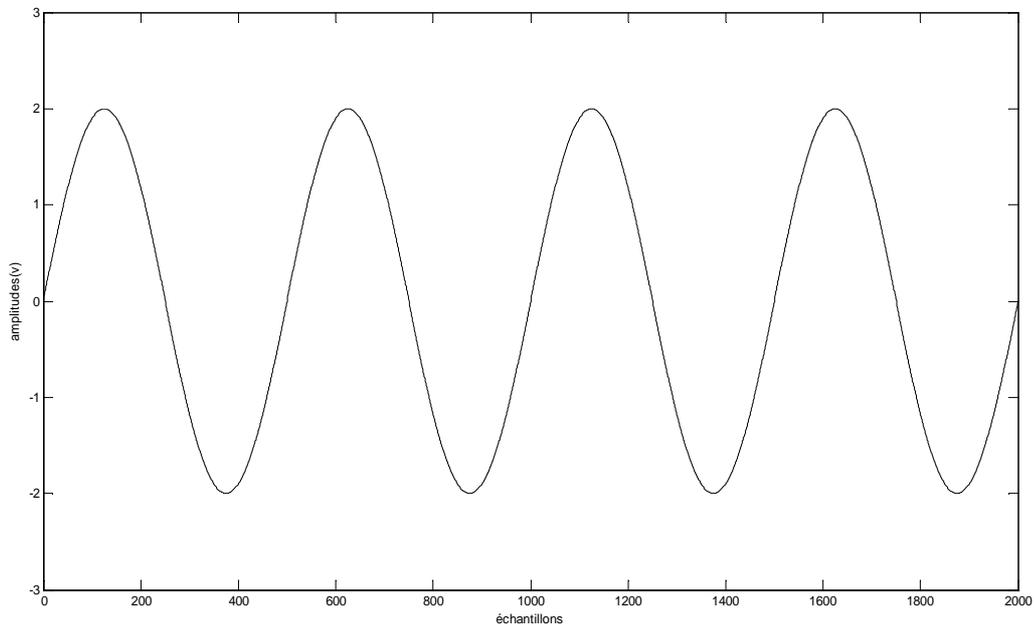


Figure III.7 : Le signal $x(t)$ original avant décomposition superposé avec le signal après la reconstruction.

Après décomposition du signal $x(t)$ par l'EMD, on obtient seulement deux IMFs (figure III.8).

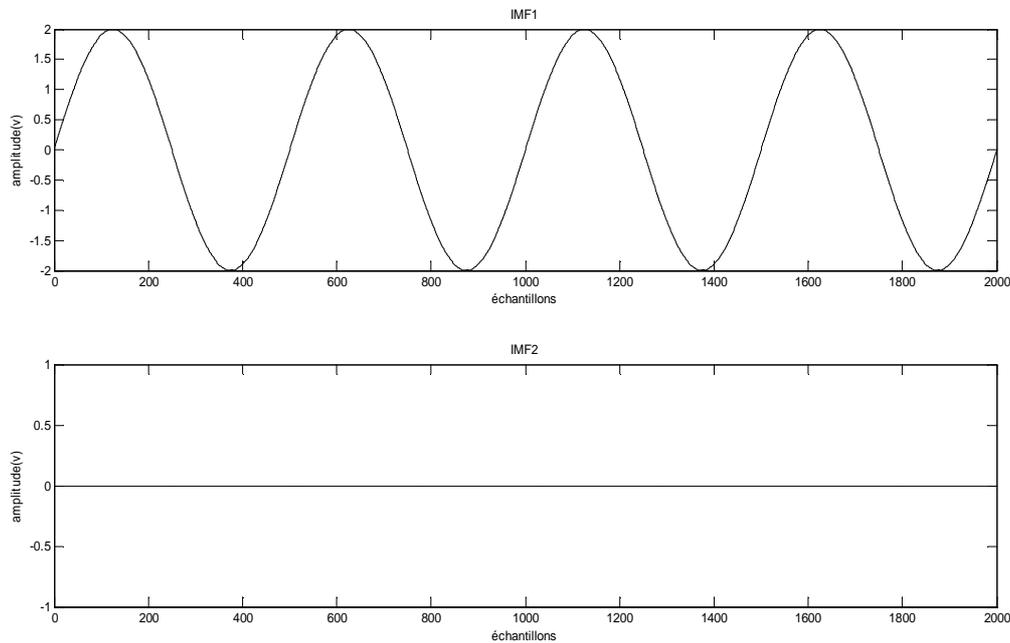


Figure III.8 : Le résultat de la décomposition du signal $x(t)$ en IMFs.

Les résultats obtenus sont les suivants:

- La moyenne du premier IMF : -0.3270×10^{-16}
- La moyenne du résidu : 0
- L'orthogonalité : 0

Remarque :

La décomposition du signal précédent est parfaite. En effet, le signal reconstitué est le même que le signal avant décomposition. Les IMFs résultantes présente des valeurs d'orthogonalité et de moyenne presque nulles.

L'analyse spectrale des IMFs est représentée sur la figure III.9.

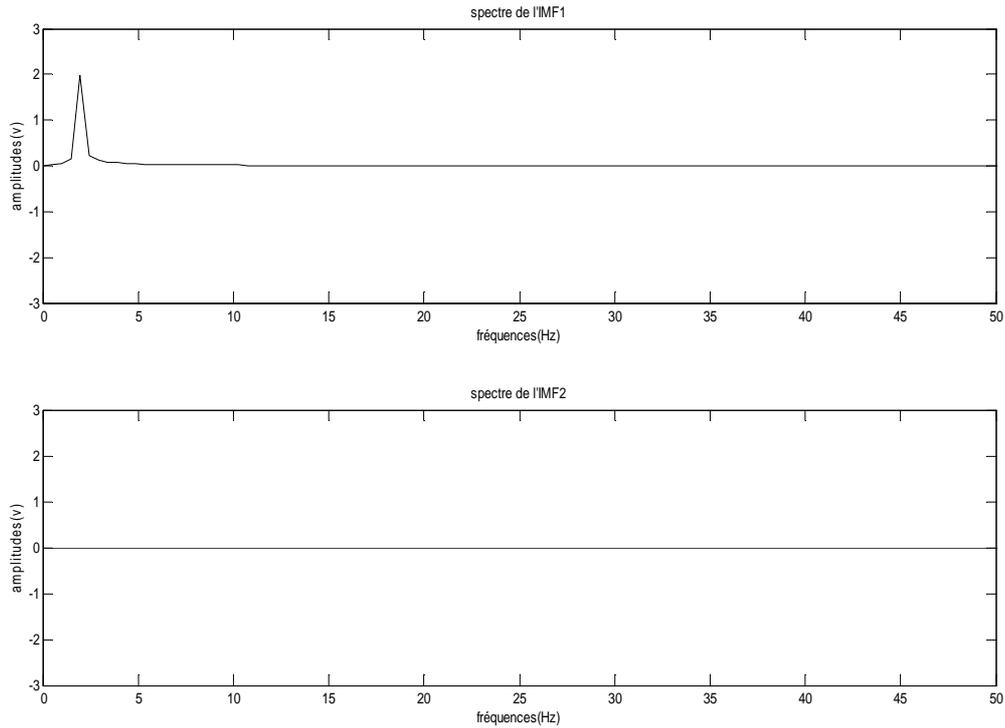


Figure III.9 : Analyse spectrale des différents IMFs.

- Le spectre du premier IMF est bien localisé sur 2 et d'amplitude de 2.
- L'analyse spectrale confirme la capacité de la nouvelle méthode (EMD) dans la décomposition et la restitution du signal.

Exemple 2

Soit le signal $x(t)$ composé de deux sinusoïdes respectivement ; le premier est de fréquence $f_1 = 2Hz$ et d'amplitude de 2, le deuxième est de fréquence $f_2 = 5Hz$ et d'amplitude de 5. Le signal $x(t)$ est représenté sur la figure III.10 et donné par la relation suivante :

$$x(t) = 10 + 2\sin(2\pi f_1 t) + 5\sin(2\pi f_2 t) \text{ avec } -0.999 : 0.001 : +1$$

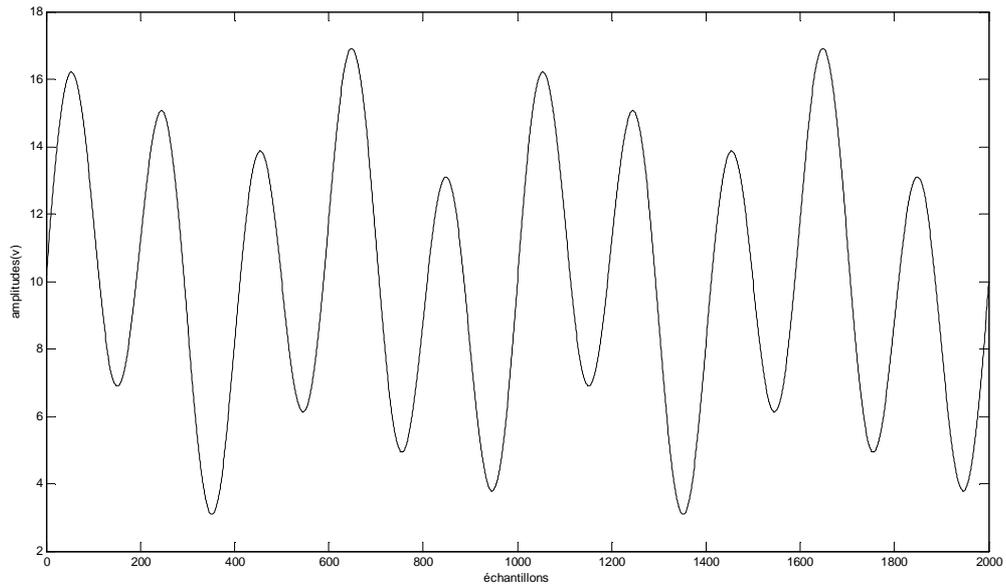


Figure III.10 : Le signal $x(t)$ original avant décomposition et après reconstruction.

Après décomposition du signal $x(t)$ par l'EMD, on obtient les IMFs de la figure III.11.

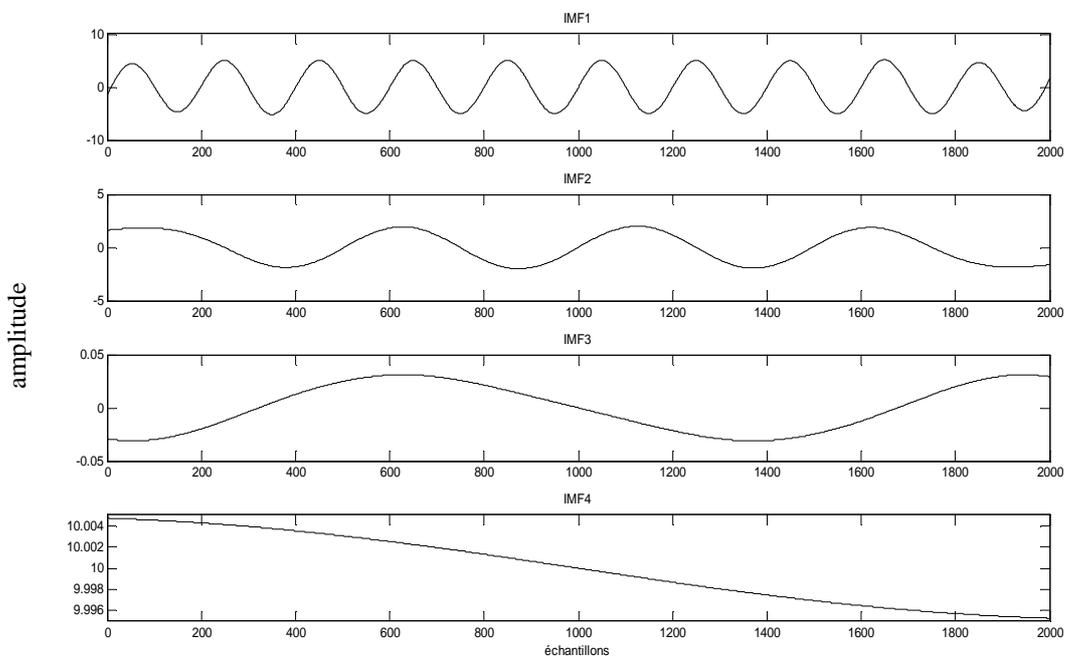


Figure III.11 : Le résultat de la décomposition du signal $x(t)$ en IMFs.

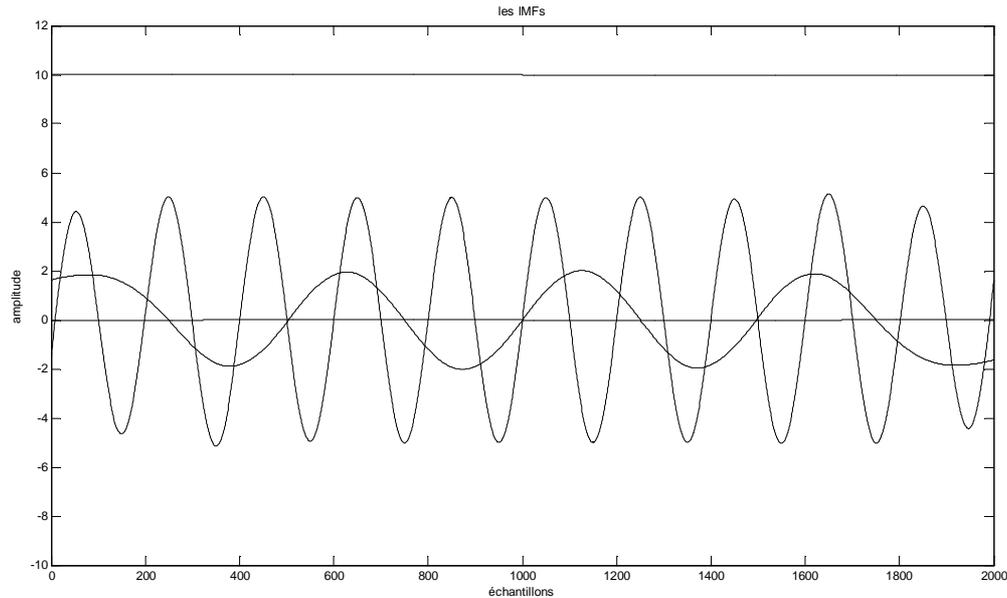


Figure III.12 : Représentation en groupe de tous les IMFs

Sur la figure III.12, une représentation de tous les IMFs est faite afin de montrer la différence entre eux dans l'évolution temporelle.

Les résultats obtenus sont les suivants:

- La moyenne du premier IMF : 0.0008
- La moyenne du deuxième IMF : 0.0008
- La moyenne du troisième IMF : 0.0000
- La moyenne du résidu: 10.0000
- L'orthogonalité : 0.0023

Remarque :

Les remarques observée par application de l'EMD sur le signal de l'exemple 2 sont les mêmes que celles du premier exemple ; la différence entre le signal original (avant la décomposition) et le signal reconstitué est nulle, les IMFs sont presque de moyenne nulle, et l'orthogonalité l'est aussi.

Les spectres des différents IMFs sont illustrés sur la figure III.13 :

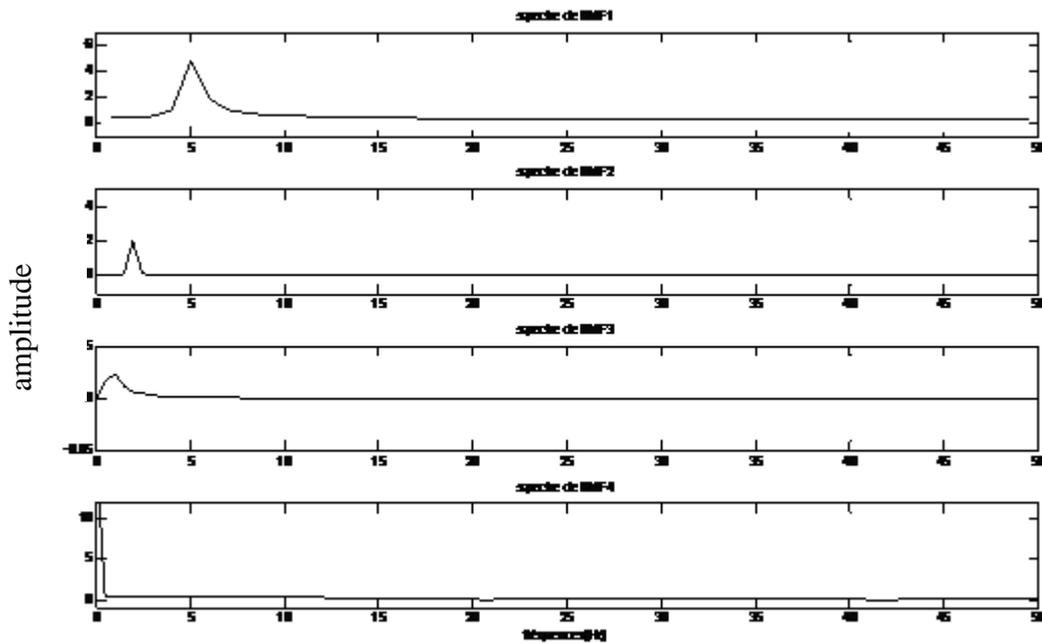


Figure III.13 : Analyse spectrale des différents IMFs.

Remarque :

- Le spectre de premier IMF est localisé sur 5 et d'amplitude de 5.
- Le spectre de deuxième IMF est localisé sur 2 et d'amplitude de 2.
- Le spectre de troisième IMF est de très basse fréquence et d'amplitude très faible.
- Le spectre du résidu est localisé sur la fréquence 0 et d'amplitude 10, ce qui correspond à un signal continu.

Au vu des différents résultats obtenus, on peut conclure que, les IMFs sont séparés dans le domaine fréquentielle.

Ces deux exemples confirment la capacité de la décomposition modale empirique pour analyser des signaux simulés. L'EMD est appliquée dans la partie qui suit pour des signaux électrocardiogramme réel.

III.10. Application de la décomposition modale empirique aux signaux ECG

III.10.1. Analyse d'un signal ECG filtré

L'enregistrement 103 de la base de données MIT-BIH est utilisé dans cette analyse. Ce signal ne présente aucun cas pathologique (voire figure III.14).

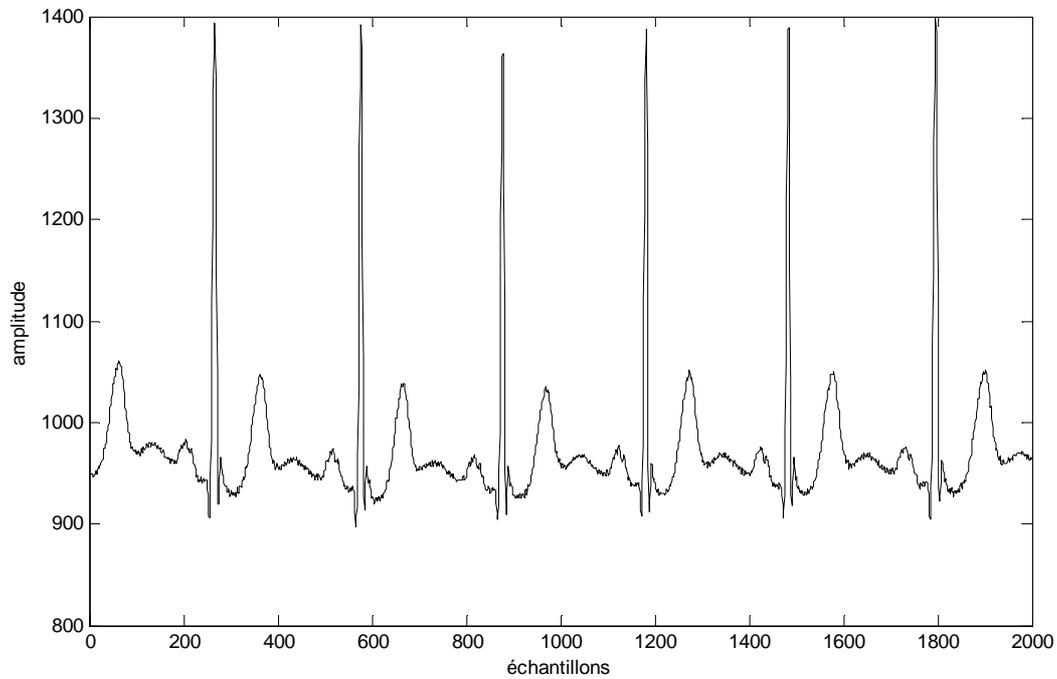


Figure III.14 : Le signal $ecg(t)$ original avant décomposition.

Le signal cité ci-dessus est décomposé par l'EMD en dix IMFs et un résidu. Le résultat de cette décomposition est illustré sur la figure III.15 suivant.

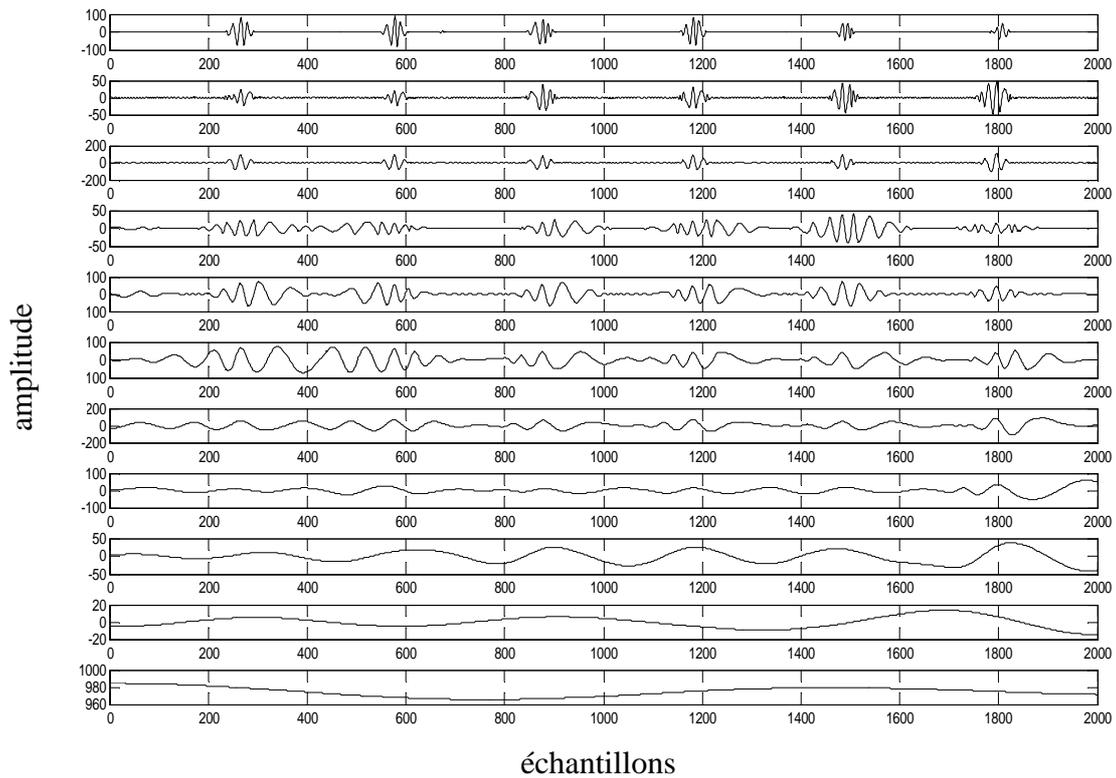


Figure III.15 : Le résultat de la décomposition du signal $ecg(t)$ en IMFs.

Les résultats relatifs à cette décomposition, sont donnés dans ce qui suit :

- Les moyennes des IMFs : 0.2246 0.0986 -0.5057 -0.2042 -0.1329 -1.1943 1.4540
0.3453 -1.3981 -0.2367
- La moyenne du résidu: 974.2735
- L'orthogonalité : 0.0071

Remarque

Une analyse de la figure III.15 montre que les complexes QRS se propagent dans les premiers IMFs précisément les trois premiers. En effet, et comme cela est clairement illustré sur la figure III.16, le signal généré à travers la somme des trois premiers IMFs, détermine bien la localisation temporelle des complexes QRS, ce résultat dans les prochains chapitres pour le filtrage des bruits de basse fréquence et de haute fréquence et même pour la détection des complexes QRS.

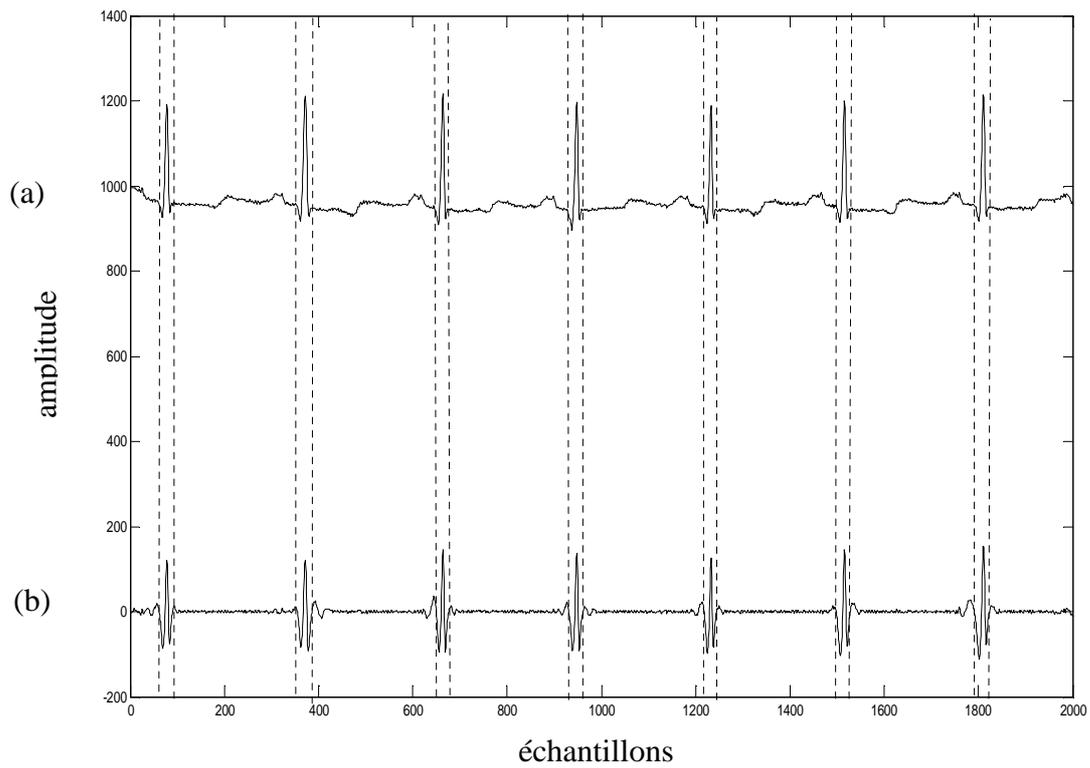


Figure III.16 : Comparaison entre le signal $ecg(t)$ (a) et la somme des trois premiers IMFs (b).

Les spectres des différents IMFs sont illustrés sur la figure III.17 :

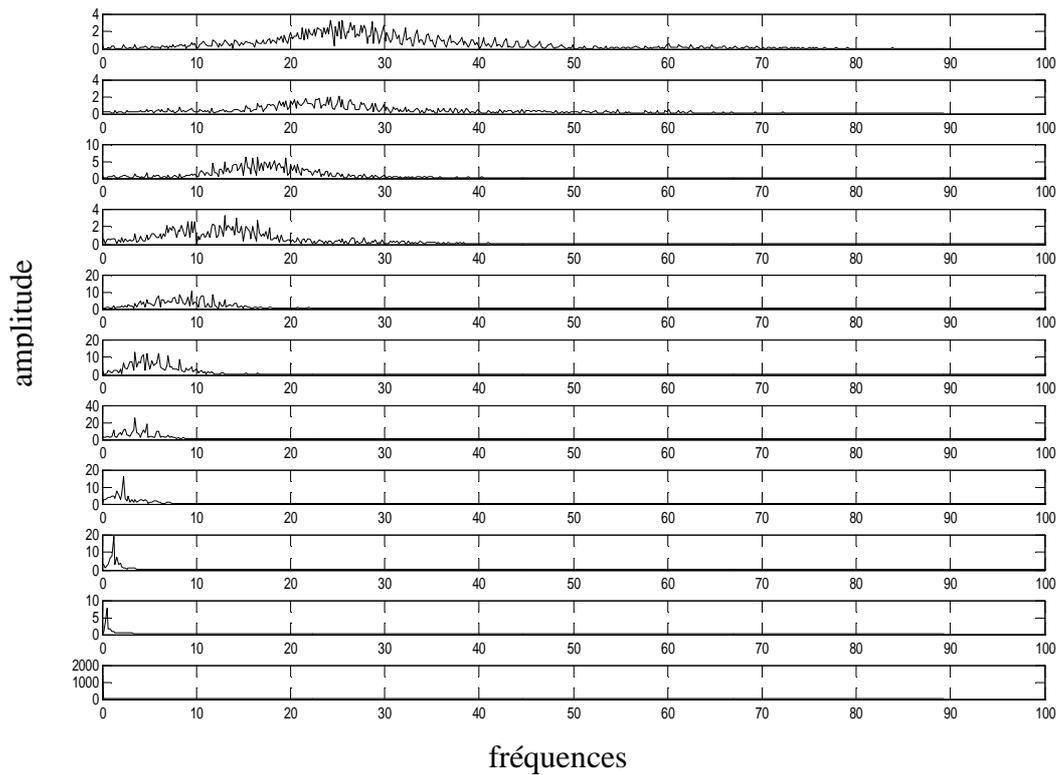


Figure III.17 : analyse spectrale des différents IMFs.

On remarque bien que chaque IMF est modulé en amplitude et en fréquence, et que ; quand l'indice de l'IMF augmente, sa gamme fréquentielle est proche des basses fréquences.

La perfection de la décomposition est obtenue par la reconstruction partielle du signal $ecg(t)$ à partir des composants IMFs en utilisant la relation (III.5) voire figure III.18 et III.19.

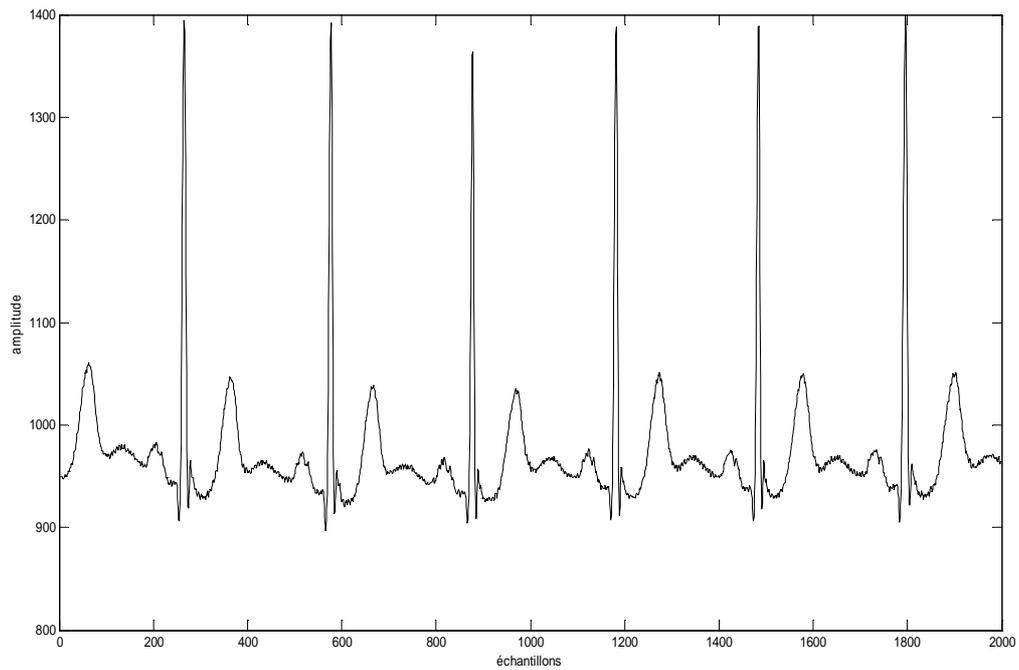


Figure III.18 : Le signal après la reconstruction.

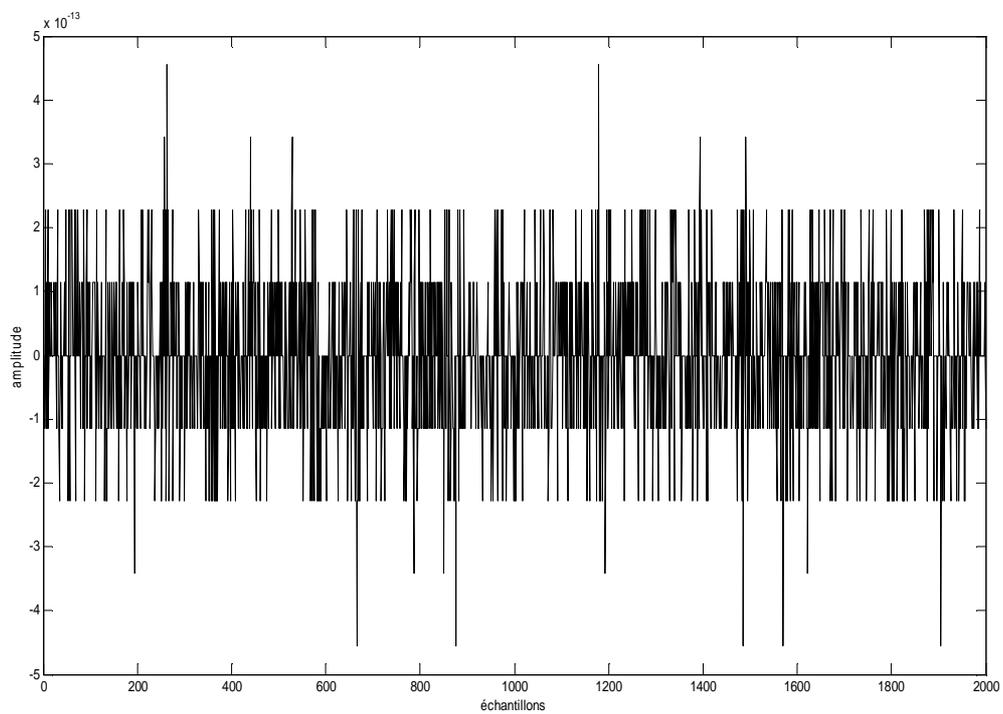


Figure III.19 : La différence entre le signal original $ecg(t)$ et le signal reconstruit.

La différence entre le signal initial et le signal reconstruit représente la précision de l'ordinateur.

III.10.2. Analyse d'un signal ECG bruité

La plupart des bruits affectant le signal ECG sont de caractéristiques gaussiennes. Ainsi, un signal $ecg_{bruité}(t)$ est généré, en ajoutant au signal $ecg(t)$ réel (enregistrement 103) un bruit simulé gaussien $B(t)$. Ce bruit est généré par la commande MATLAB "awgn", ainsi un rapport signal sur bruit (RSB) de 10db est défini par la relation III.14 suivante :

$$RSB = 10 * \log_{10}((\text{sum}((ecg)^2))/(\text{sum}(B^2))) \quad (III.14)$$

Où, ecg est le signal avant bruitage et B est le bruit ajouté.

Le signal $ecg_{bruité}(t)$ ainsi généré est illustré sur la figure III.20 ci-dessous :

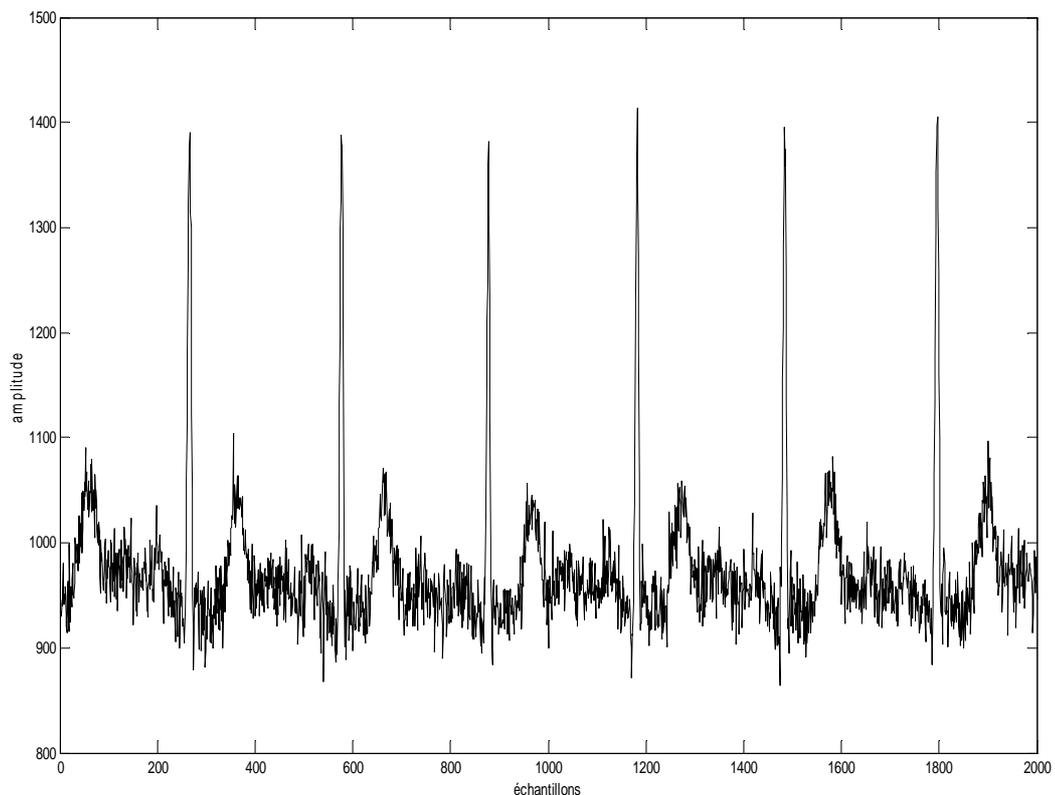


Figure III.20 : Le signal 103 bruité ($ecg_{bruité}(t)$).

Après décomposition du signal $ecg_{bruité}(t)$ par l'EMD, on obtient les 10 IMFs, et un résidu qui sont illustrés sur la figure III.21.

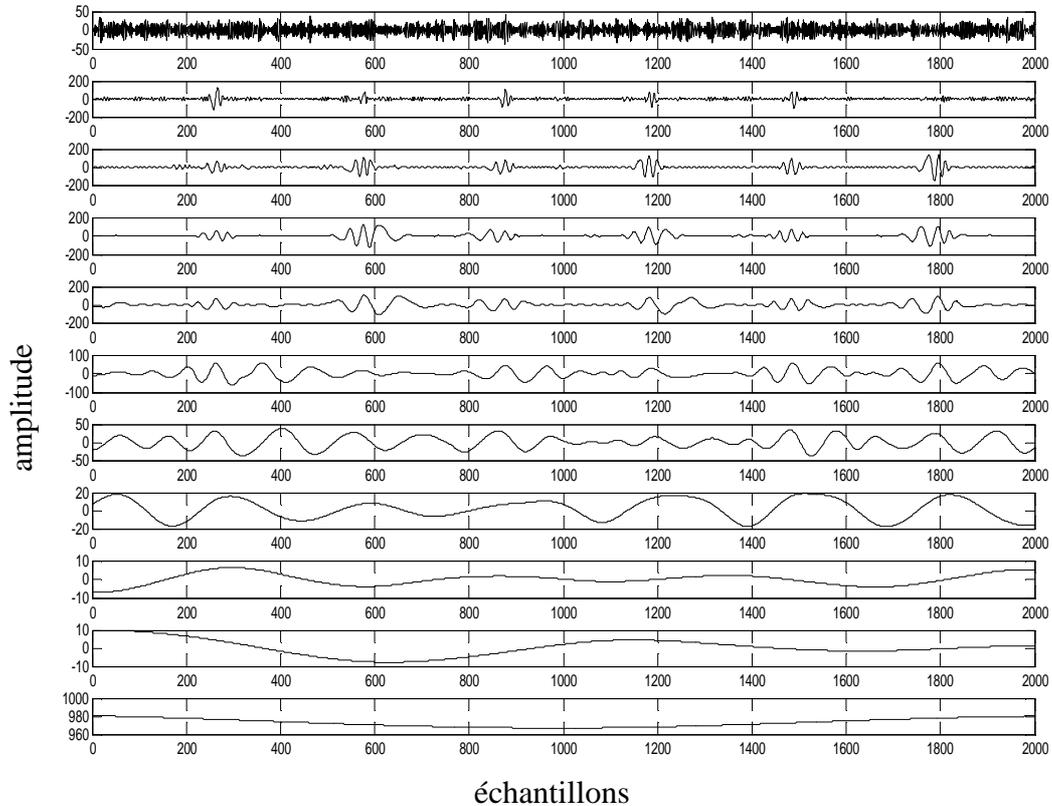


Figure III.21 : Le résultat de la décomposition du signal $ecg_{bruité}(t)$ en IMFs.

Les résultats relatifs à cette décomposition, sont donnés dans ce qui suit :

- Les moyennes des IMFs : -0.0495 -0.0759 0.0673 0.3614 -1.0065 -1.4445 -0.0433 1.6715 -0.0080 0.2495
- La moyenne du résidu: 972.8967
- L'orthogonalité : 0.0058

Afin de confirmer que la localisation temporelle des complexes QRS peut être obtenue à partir des trois premiers IMFs, une comparaison entre le signal à décomposer et la somme des trois premiers IMFs est faite (voire figure III.22).

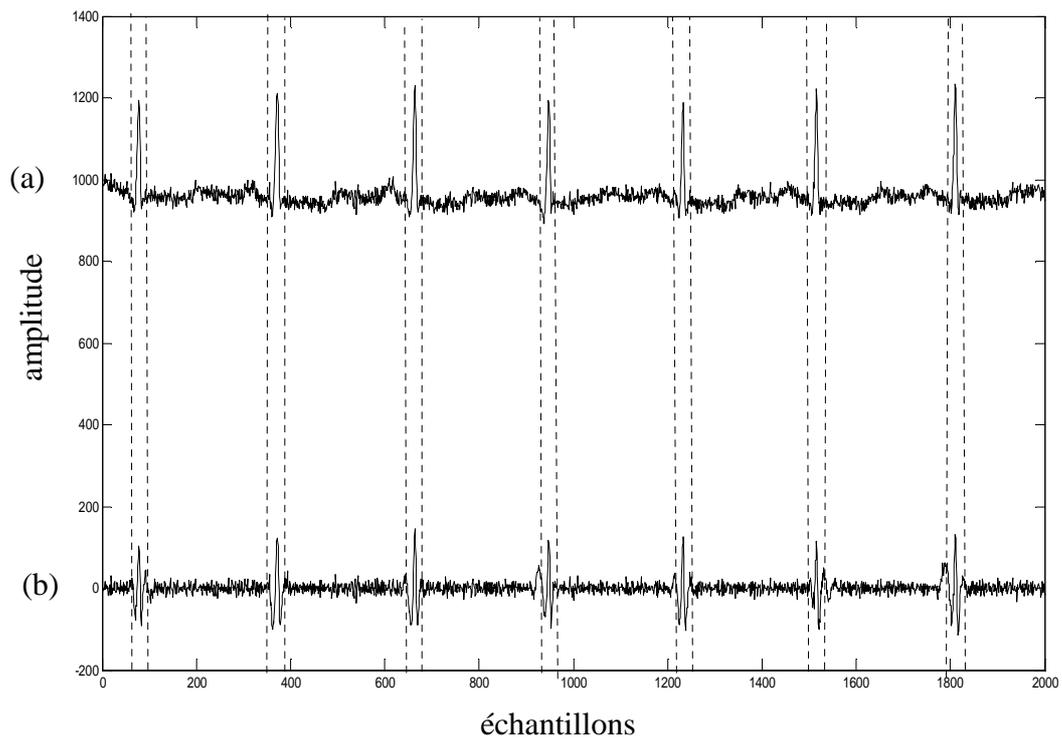


Figure III.22 : Comparaison entre le signal $ecg_{bruité}(t)$ (a) et la somme des trois premiers IMFs (b).

Il est clair, la aussi que le signal généré à travers la somme des trois premiers IMFs, permet une localisation temporelle des complexes QRS.

Les spectres des différents IMFs sont illustrés sur les figures III.23 :

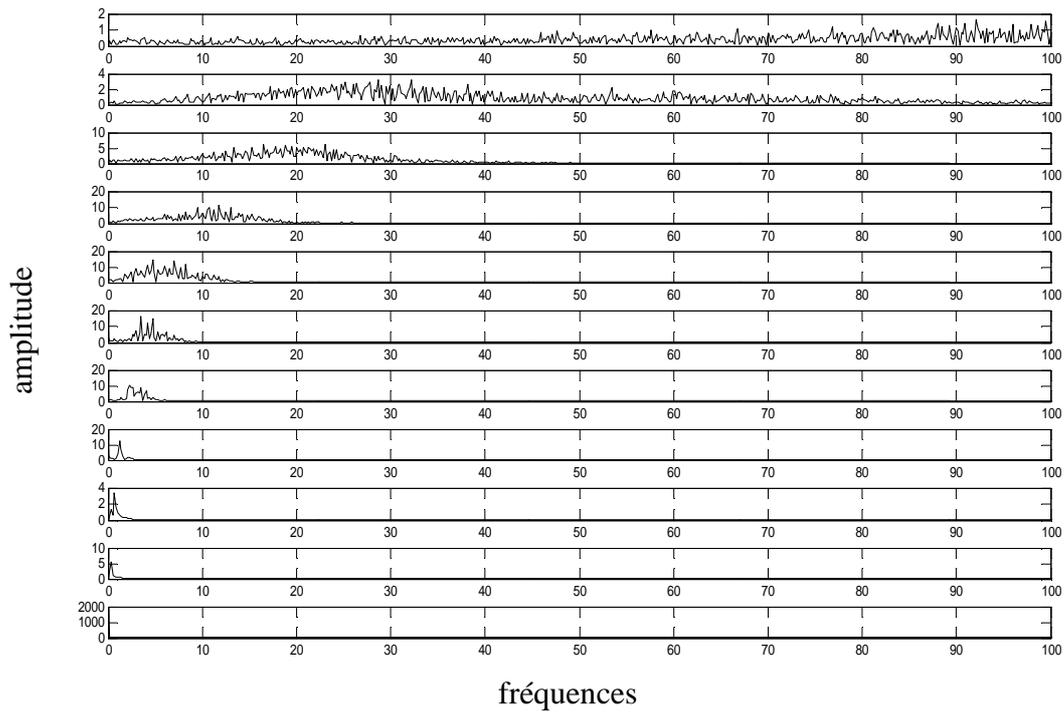


Figure III.23 : L'analyse spectrale de chaque IMF.

On remarque bien que chaque IMF est modulé en amplitude et en fréquence, et que ; quand l'indice de l'IMF augmente, sa gamme fréquentielle est proche des basses fréquences.

La perfection de la décomposition est obtenue par la reconstruction partielle du signal $ecg(t)$ à partir des composants IMFs en utilisant la relation (III.5) voire figure III.24 et III.25.

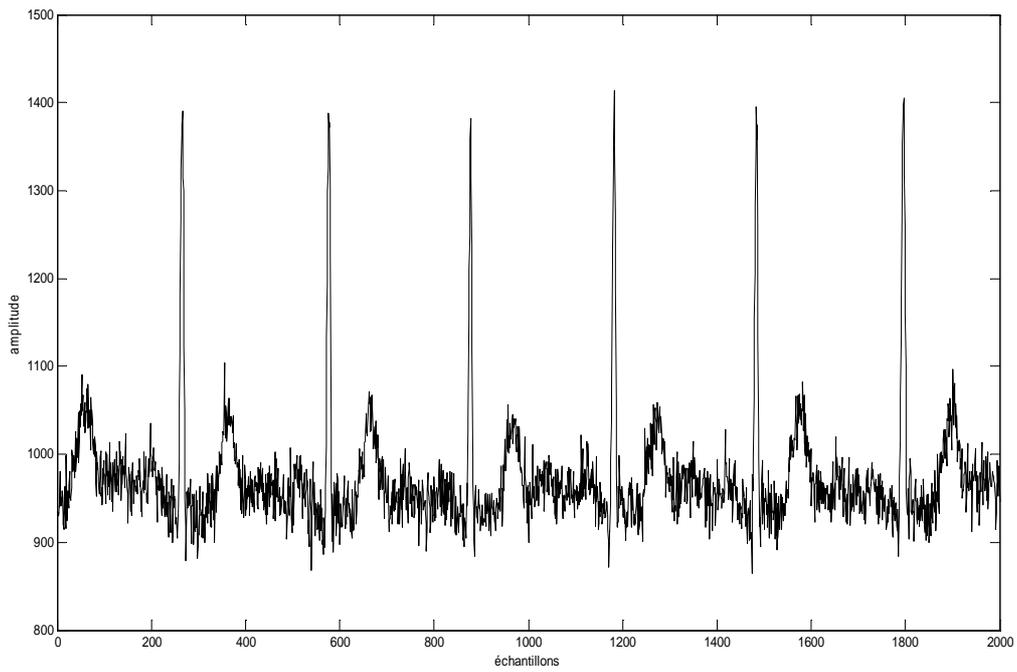


Figure III.24 : Le signal après la reconstruction.

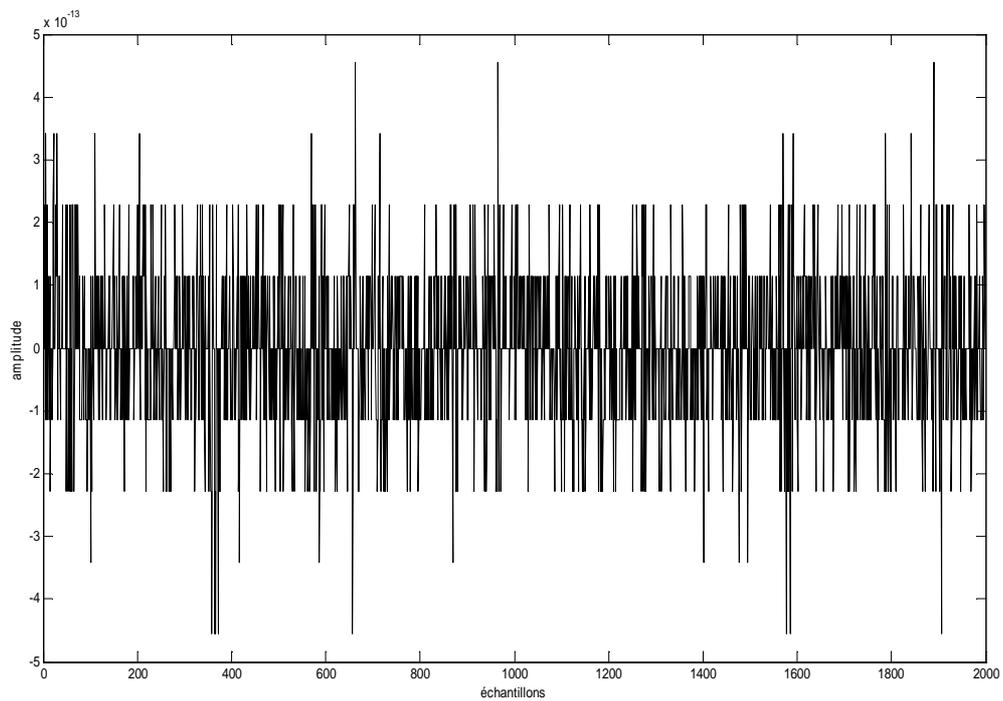


Figure III.25 : La différence entre le signal original $ecg_{bruité}(t)$ et le signal reconstruit.

Après cette étude descriptive de la décomposition modale empirique (EMD), ainsi que l'analyse des résultats obtenus à travers l'application de cette méthode sur des signaux simulés et réels, un certain nombre d'avantage et d'inconvénients peuvent être résumés.

III.11. Avantage de la décomposition modale empirique

- Les IMFs sont basés sur, et dérivés des données, ce qui rend la décomposition modale empirique une méthode adaptative et efficace pour l'analyse des signaux notamment les signaux non linéaires et non stationnaires.
- Elle met la fréquence instantanée significative.
- Comme on a vu, pour appliquer la méthode EMD, une moyenne ou référence de zéro n'est pas nécessaire, l'EMD utilise juste les endroits des extrema locaux (minimas locaux et maxima locaux). Les références de zéro pour chaque composant vont être générées par le processus de tamisage [Huang, et al., 98B].

III.12. Inconvénients de la décomposition modale empirique

- Une difficulté fondamentale dans la décomposition modale empirique est de ne pas avoir une définition analytique et d'être essentiellement définie par un algorithme, ce qui ne permet pas une analyse simple de ses performances et limitations.
- La version de base de l'EMD est conceptuellement simple, mais elle repose sur un certain nombre de degrés de liberté (nature des interpolations, gestions des effets de bords, critères d'arrêt) laissés à l'appréciation de l'utilisateur.
- Le nombre d'opérations pour décomposer un signal par l'EMD croît rapidement avec sa taille, ce qui entraîne une augmentation de temps de calcul par une simulation sous MATLAB. Toutefois, en implémentant l'EMD en langage C, on peut minimiser le temps de calcul [Boustane, et al., 2004]. Aussi un nouvel algorithme appelé deuxième algorithme de la décomposition modale empirique segmenté est développée, afin de réduire le temps de calcul de l'EMD et rendre son algorithme disponible à l'analyse en temps réel. Dans ce cas, les données originales sont divisées en quelques segments avec la même longueur. Chaque donnée de segment est traitée selon le principe du premier algorithme EMD. Les résultats obtenus ont montré leur efficacité [Min, et al., 2008].

III.13. Conclusion

Dans ce chapitre, le principe fondamental de la décomposition modale empirique a été présenté ainsi que l'algorithme de base de cette méthode.

À partir de cette étude théorique et l'analyse des signaux simulés ainsi que des signaux électrocardiogramme réels par l'EMD, il a été montré que :

- La décomposition modale empirique est une méthode purement algorithmique,
- L'EMD converge et produit un nombre fini des IMFs.
- Les IMFs forment une base adaptative proche orthogonale.

CHAPITRE IV :

Filtrage du signal ECG et détection des complexes QRS par la Décomposition Modale Empirique

IV.1. Introduction

Le signal électrocardiogramme (ECG), est le signal le plus utilisé pour le diagnostic des maladies cardiaques. Le tracé de l'ECG comporte plusieurs ondes tel que : l'onde P, le complexe QRS, et l'onde T. Chacune de ces composantes définit un paramètre qui indique l'état physiopathologique du cœur.

Une bonne interprétation des paramètres du signal ECG nécessite une bonne qualité du tracé. Cependant, l'ECG est souvent affecté par différentes sources de bruits (voire partie I.5), ce qui rend son interprétation difficile.

Plusieurs méthodes sont développées pour le filtrage de l'ECG, tel que [Hadj, 2006] :

1. Les filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF) : Ils 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.
2. Les filtres à réponse impulsionnelle infinie (RII) sont caractérisés par une bande de fréquence étroite. Ils présentent deux inconvénients : l'appariation d'un phénomène de rebond sur la partie terminal du complexe QRS et un déphasage du signal. Néanmoins, la morphologie du complexe QRS est mieux préservée.

Le succès des filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF) tient de leur simplicité puisqu'ils ne mettent en jeu qu'une séquence finie d'échantillons du signal d'entrée. Ce principe permet d'atteindre facilement des spécificités que l'on ne peut pas obtenir avec des filtres à réponses impulsionnelle infinie (RII), notamment la réalisation de filtres causaux à phase linéaire. Par ailleurs, de tels filtres ont l'avantage d'être toujours stables, ce qui les rend très attractifs pour une implémentation matérielle aisée [Najim, 2004].

Dans ce chapitre, Une autre méthode de filtrage du signal électrocardiogramme est présentée. Elle fait appel à la décomposition modale empirique (EMD). Cette méthode de filtrage est basée sur la même idée utilisée dans la transformé en ondelette. En effet, les premiers IMFs sont de haute fréquence, tandis que les derniers sont de basse fréquence. Ainsi, l'élimination d'un certain nombre de premiers IMFs peut filtrer le bruit HF et l'élimination d'un certain nombre de derniers IMFs peut filtrer le bruit BF. Cependant, cette méthode de filtrage pose deux problèmes :

1. Le premier problème : c'est l'estimation des IMFs contaminés par le bruit ce qu'on appelle l'ordre de bruit, car la séparation des fréquences basses, des hautes fréquences par l'EMD est une notion qualitative.
2. Le deuxième problème est que la puissance du signal ECG est concentrée dans les basses fréquences tandis que les complexes QRS sont représentés dans les premiers IMFs, chose que nous avons vu dans l'application de l'EMD sur des signaux ECG dans le chapitre précédent.

Pour résoudre ces problèmes, quelques approches pour le filtrage du signal ECG en se basant sur la méthode EMD seront présentées. Et afin de montrer l'efficacité de ces approches, des évaluations qualitative et quantitative des résultats obtenus sont faites et comparés avec ceux obtenus avec la transformée en ondelette et le filtre médian.

L'acquisition et le prétraitement des signaux (signaux physiologiques) est souvent suivi par l'extraction des paramètres d'importance clinique. Dans le cas du signal électrocardiogramme (ECG), le complexe QRS est l'un des paramètres les plus importants pour le diagnostic des arythmies cardiaques, car il reflète le phénomène de dépolarisation ventriculaire.

L'élaboration d'un détecteur performant et robuste des complexes QRS reste un domaine très intéressant dans le traitement de signal électrocardiogramme. La généralisation d'un détecteur des complexes QRS sur l'ensemble des cas, rencontre plusieurs obstacles, tels que :

1. Le complexe QRS est de morphologie variable dépendant du cas physiopathologique de patient.
2. L'amplitude du pic R est parfois atténuée et peut être comparable avec l'onde P et T.
3. Sachant que le signal électrocardiogramme est souvent affecté par différents sources de bruit, tel que : l'électromyogramme, le mouvement des électrodes, les ondulations

de la ligne de base, ce qui ne permet pas l'apparition claire des complexes QRS. Donc, la qualité du tracé de l'ECG est le plus grand problème rencontré par les différents détecteurs réalisés.

Dans ce chapitre, un nouvel algorithme de détection des complexes QRS est présenté, en se basant sur la décomposition modale empirique. Cet algorithme est basé essentiellement sur les résultats de détection de l'emplacement temporel des pics R, toutefois ceci exige un bon filtrage de signal ECG.

IV.2. Filtrage des ondulations de la ligne de base

La ligne de base est la ligne qui présente une activité nulle, elle correspond à un cas de non enregistrement.

Dans le cadre de ce travail, deux méthodes sont présentées pour l'élimination des ondulations de la ligne de base à savoir:

- filtrage par interpolation,
- et filtrage par banc de filtre.

IV.2.1. Filtrage par interpolation

Le filtrage des ondulations de la ligne de base dans le signal électrocardiogramme (ECG), est basé sur une combinaison entre la décomposition modale empirique et l'interpolation des points où l'activité électrique du cœur est nulle. Ces points sont souvent dans les segments ST comme cela est illustré sur la figure IV.1.

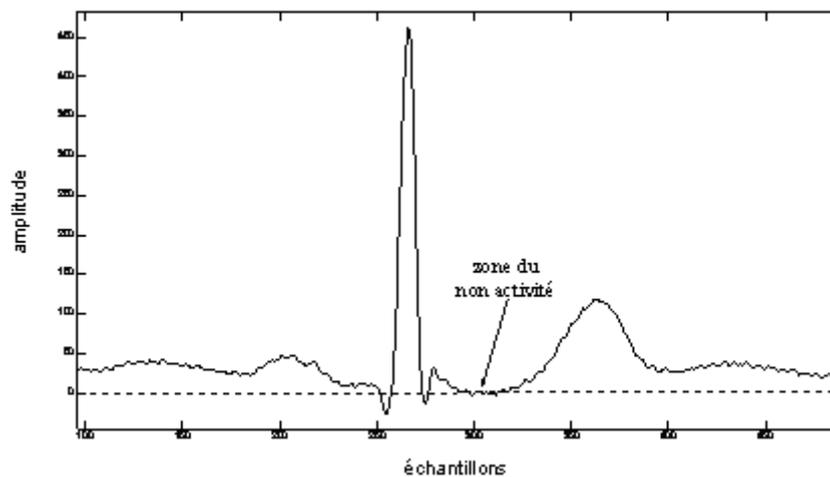


Figure IV.1 : la zone du non activité électrique dans un signal ECG.

IV.2.1.1. Présentation de la méthode

La méthode développée dans ce contexte de filtrage par interpolation suit les étapes ci-dessous :

1. Application de l'EMD au signal à analyser.
2. Localisation temporelle des complexes QRS.
3. Identification des points de non activité.
4. Estimation de la ligne de base par l'interpolation des points de non activité.
5. Soustraire la courbe du signal ECG original.

Ces étapes ainsi citées sont présentées sur l'organigramme de la figure IV.2 ci-dessous:

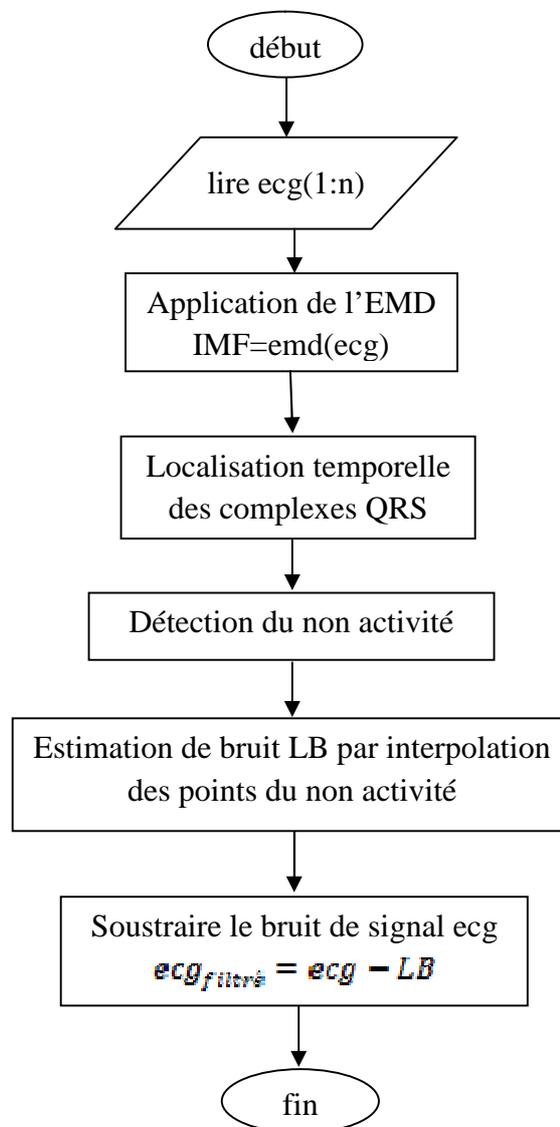


Figure IV.2 : Organigramme de filtrage par interpolation.

.a. Application de l'EMD

Cette étape sert à décomposer le signal ECG original en N IMFs et un résidu. Ce dernier est considéré par convention comme un IMF d'ordre N+1.

$$IMF = emd(ecg) \quad (IV.1)$$

L'ensemble des résultats obtenus par application de la décomposition modale empirique sur le signal ECG, a été présenté sur la figure III.15 du chapitre précédent.

.b. Localisation temporelle des complexes QRS

Cette étape est très importante, en effet les résultats des étapes qui vont suivre (le filtrage de bruit HF, la détection de complexes QRS), dépendent énormément sur la précision de localisation des complexes QRS. Comme cela était discuté dans le chapitre précédent, la localisation temporelle des complexes QRS peut être réalisée à partir des trois premiers IMFs.

La localisation des complexes QRS en question passe par différentes étapes, à savoir :

➤ **Sommation des trois premiers IMFs**

$$\overline{IMF} = \sum_1^3 IMF_i \quad (IV.2)$$

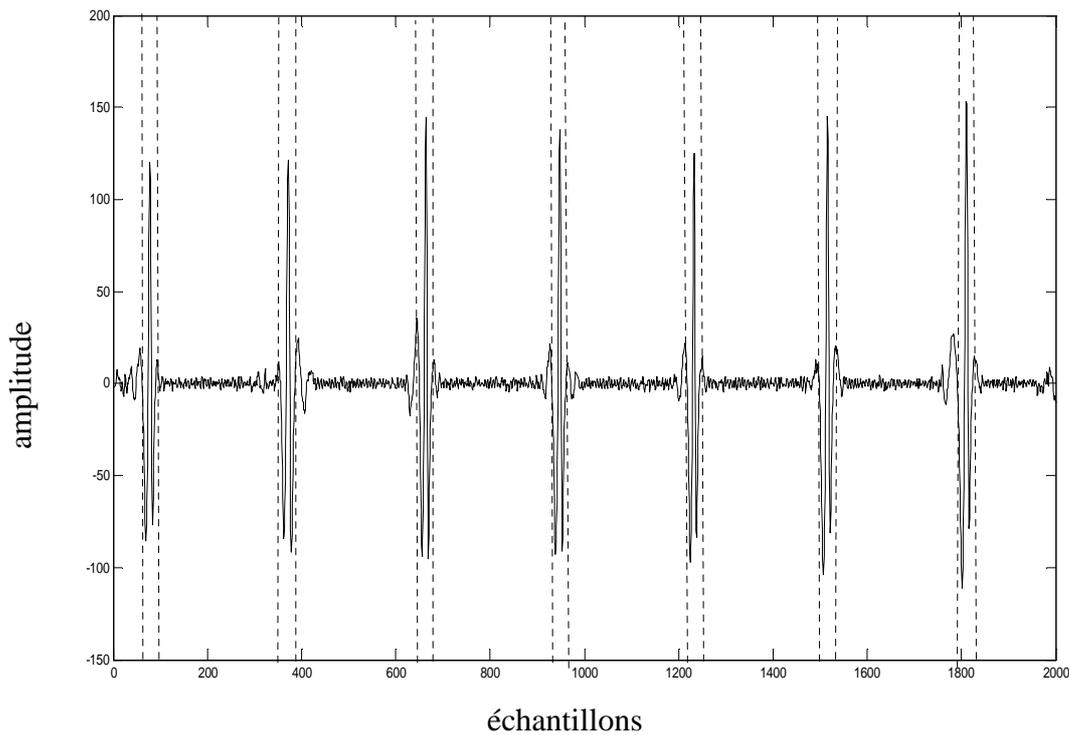


Figure IV.3 : Le signal \overline{IMF} (somme des trois premiers IMFs).

➤ **Identification de l'emplacement temporel du pic R**

La détection des pics R est souvent difficile à cause de la forme parfois compliquée du complexe QRS qui peut varier souvent, ainsi que la présence des cas où l'onde R est inversée ou atténuée par rapport à l'onde P. Dans le cadre de ce travail, une nouvelle méthode pour la détection des pics R est proposée. Elle est basée successivement sur une transformation non linéaire, un seuillage en amplitude et un seuillage temporel.

▪ **Transformation non linéaire**

La transformation non linéaire de signal \overline{IMF} qui représente la somme des trois premiers IMFs, permet de résoudre le problème des complexes QRS inversés. Elle permet d'accentuer les pics R par rapport aux autres pics et par conséquent minimiser le taux d'erreur de détection suivant la formulation IV.3 cité ci-dessous.

$$\overline{\overline{IMF}} = (\overline{IMF})^2 \quad (IV.3)$$

Le résultat de transformation non linéaire est illustré sur la figure (IV.4).

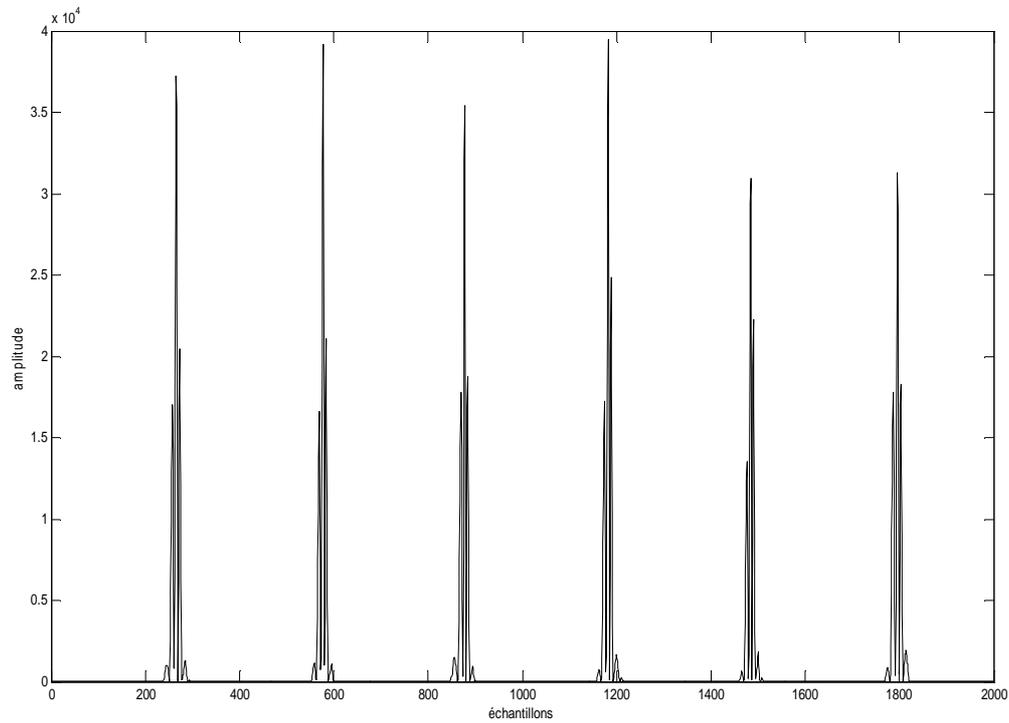


Figure IV.4 : Le signal \overline{IMF} (le signal IMF après une transformation non linéaire).

- **Seuillage en amplitude**

$$tR = \{t / \overline{IMF}_t = PIC(\overline{IMF}, A_{seuil})\} \quad (IV.4)$$

Avec PIC : est une fonction pour la détection des pics supérieurs au seuil fixe A_{seuil} .

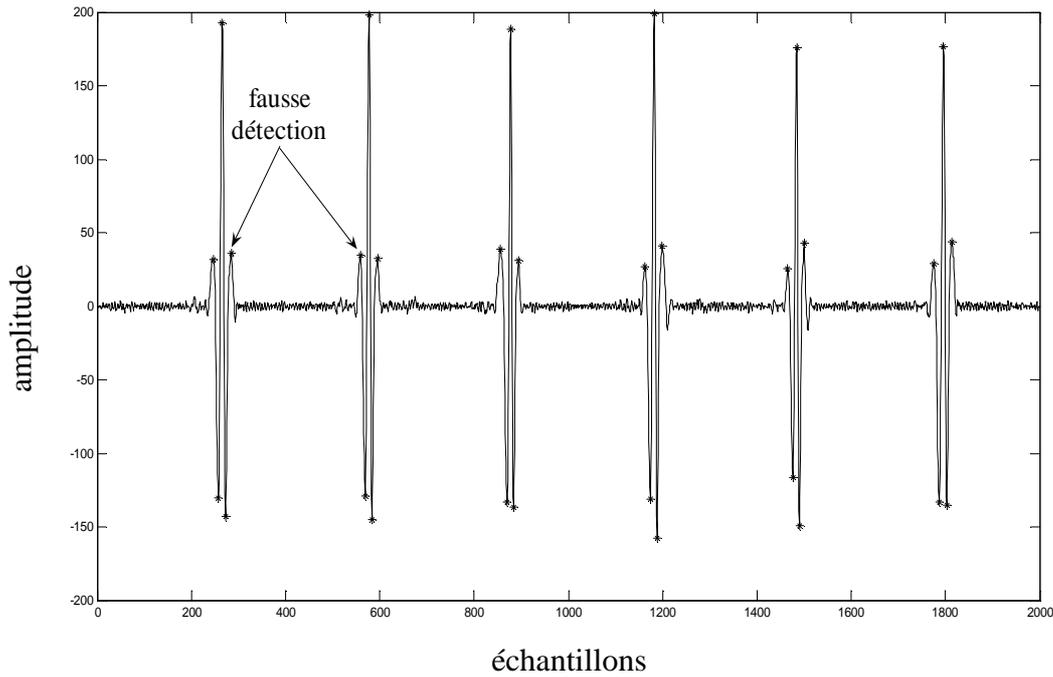


Figure IV.5 : L'emplacement des pics R après le seuillage en amplitude.

On remarque que certains pics détectés dans le signal $\overline{\overline{IMF}}$ ne correspondent pas à des vrais pics R dans le signal \overline{IMF} . Un autre seuillage temporel est alors nécessaire.

- **Seuillage temporel**

Le seuillage temporel est fait par le test suivant :

$$\begin{aligned}
 & \text{if } (tR_i - tR_{i+1}) < T_{seuil} \\
 & \quad \overline{tR} = \{t / \overline{IMF}_t = \max(\overline{IMF}_{tR_i}, \overline{IMF}_{tR_{i+1}})\} \quad (IV.5) \\
 & \text{end}
 \end{aligned}$$

Ce test traduit le fait que lorsque deux pics détectés sont très proches (la distance temporelle entre eux est inférieure à un seuil T_{seuil}), alors on prend ceux d'amplitude supérieure dans le signal \overline{IMF} .

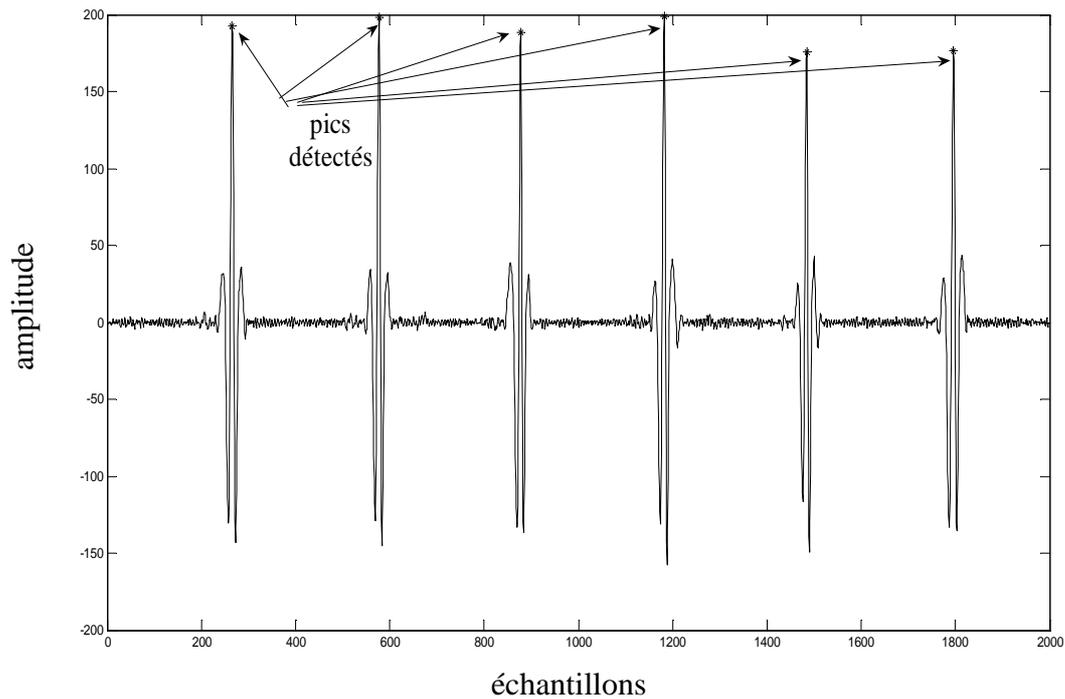


Figure IV.6 : L'emplacement des pics R après le seuillage temporel.

Remarque

- Ce seuillage augmente ainsi la précision de détection et élimine les faux pics dus au bruit (figure IV.6).
- Ces pics détectés ne sont pas les vrais pics R, mais ils déterminent l'emplacement temporel des pics R.

➤ détermination des bords des complexes QRS

L'algorithme de la décomposition modale empirique est appliqué sur deux signaux ECG. Le premier représente un signal filtré (figure IV.7) et le deuxième un signal bruité (figures IV.8).

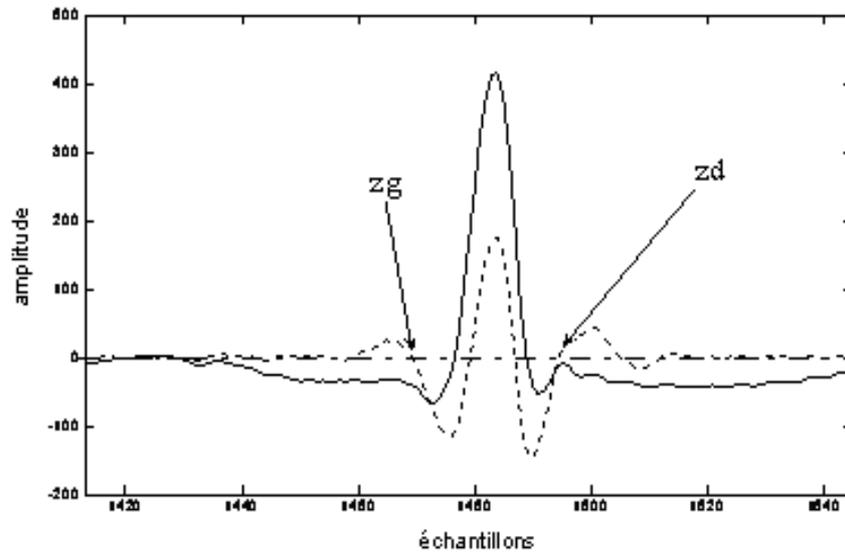


Figure IV.7 : Comparaison entre un signal filtré et la somme de ces trois premiers IMFs.

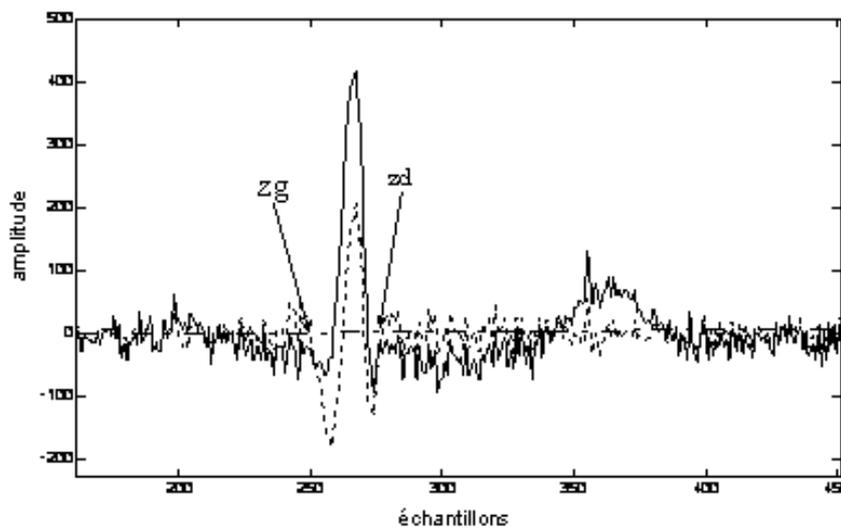


Figure IV.8 : Comparaison entre un signal bruité et la somme de ces trois premiers IMFs.

Le signal original est tracé en ligne continue et la somme de ces trois premiers IMFs est tracée en ligne discontinue.

Remarque

A partir de ces deux figures, on constate que le complexe QRS est défini par l'intervalle $[z_g, z_d]$ (voire figure IV.7 et figure IV.8).

Où z_g correspond au deuxième point de passage par zéro situé à gauche du point \bar{t}_R dans le signal $\overline{\text{IMF}}$, et z_d correspond au deuxième point de passage par zéro situé à droite du point \bar{t}_R dans le signal $\overline{\text{IMF}}$. \bar{t}_R correspond à l'emplacement temporel du pic R.

➤ **Vérification de la localisation temporelle du complexe QRS**

Sachant que le complexe QRS dure de 0.02 à 0.2s, donc un test est exigé :

```

if  $|z_d - t_R| < \frac{0.02}{2}$ 
     $\bar{z}_d = t_R + \frac{0.02}{2}$ 
elseif  $|z_d - t_R| > \frac{0.2}{2}$ 
     $\bar{z}_d = t_R + \frac{0.2}{2}$ 
else  $\bar{z}_d = z_d$ 
end

```

Le même processus est appliqué pour les points de passage par zéro à gauche :

```

if  $|z_g - t_R| < \frac{0.02}{2}$ 
     $\bar{z}_g = t_R - \frac{0.02}{2}$ 
elseif  $|z_g - t_R| > \frac{0.2}{2}$ 
     $\bar{z}_g = t_R - \frac{0.2}{2}$ 
else  $\bar{z}_g = z_g$ 
end

```

Donc \bar{z}_d et \bar{z}_g sont les nouveaux points de passage par zéro délimitants les complexes QRS.

.c. Identification des points de non activité

Les points de non activité notés t_0 sont définis par la relation suivante :

$$t_0 = \overline{z}_q + T \tag{IV.6}$$

Où \overline{z}_q est l'extrémité droite du complexe QRS.

La valeur temporelle T est choisie empiriquement de sorte que les points t_0 se trouvent dans le segment ST (zone de non activité électrique de cœur).

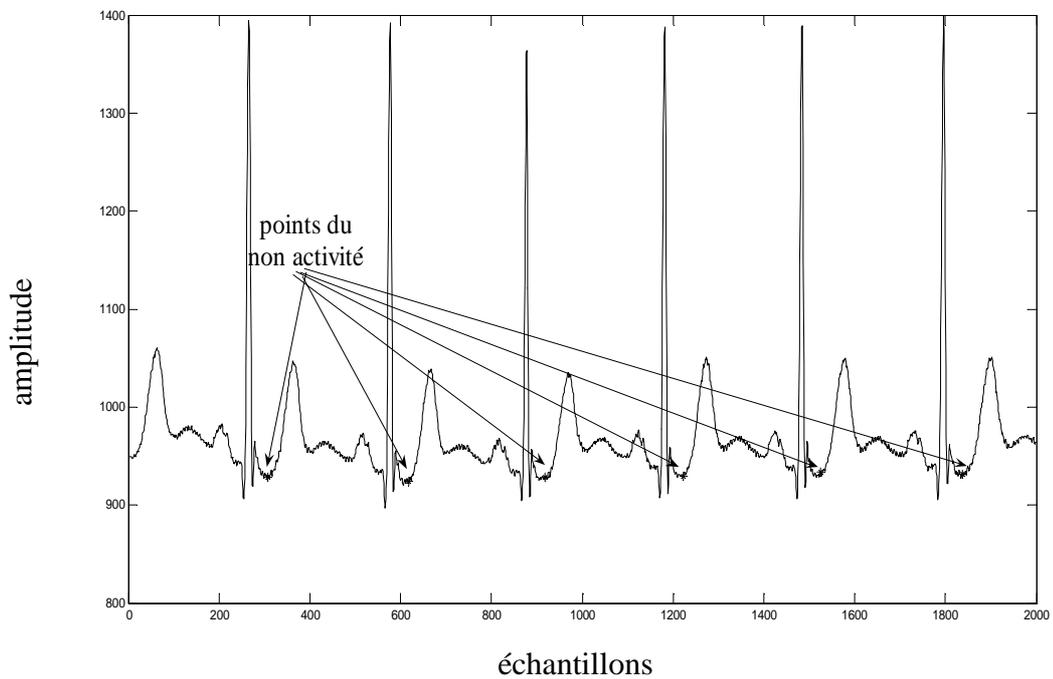


Figure IV.9 : L'emplacement des points de non activité électrique.

.d. Estimation des ondulations de la ligne de base

Cette étape dépend essentiellement des étapes précédentes, donc l'exactitude de l'estimation dépend de la précision avec laquelle les points de non activité sont déterminés. Ces points sont interpolés par des splines cubiques pour construire la courbe des ondulations de la ligne de base LB (voire figure IV.10).

$$LB = spline(t_0, IMF(t_0), t) \tag{IV.7}$$

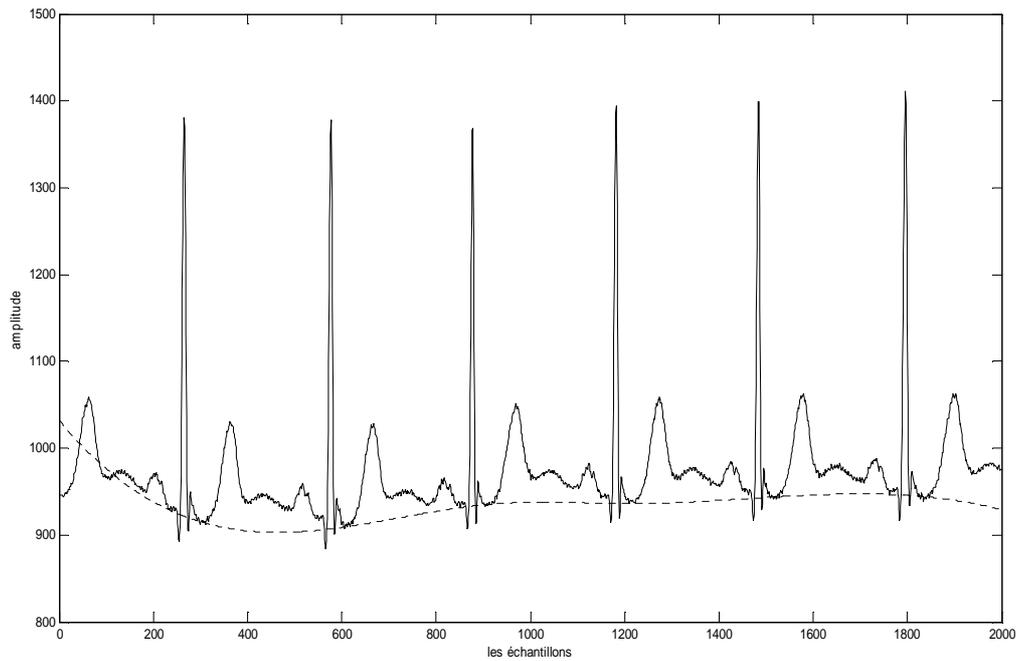


Figure IV.10 : La courbe de l'ondulation de la ligne de base.

On remarque que cette approche peut introduire des irrégularités dans le début et la fin de signal si les points de non activité ne coïncident pas avec les extrémités de signal.

.e. Elimination des ondulations de la ligne de base

Le signal **LB** décrivant les ondulations de la ligne de base ainsi défini est soustrait du signal original suivant la formulation suivante :

$$ecg_{filtré} = ecg(t) - LB(t) \quad (IV.8)$$

Le résultat obtenu après élimination des ondulations de la ligne de base est représenté sur la figure IV.11.

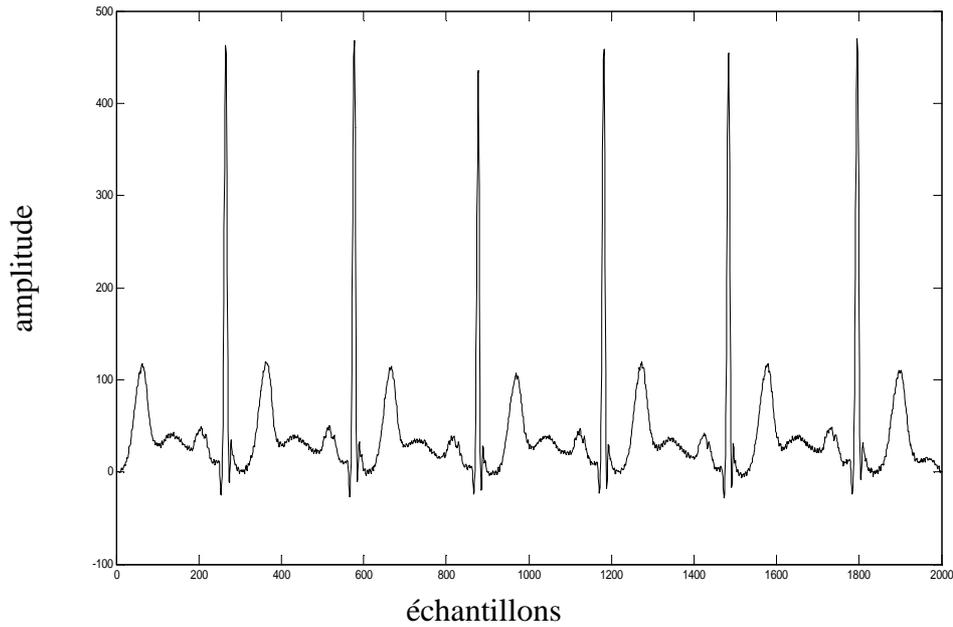


Figure IV.11 : Le signal ECG après filtrage des ondulations de la ligne de base.

IV.2.1.2. Résultats et interprétation

L'algorithme ainsi conçu est testé sur le signal ECG de l'enregistrement 103 de la base de données MIT-BIH. Deux types de bruits de basse fréquence (val1 et val2) seront ajoutés au signal ECG. Il faut noter que les deux types de bruits en question sont eux même issus de la même base de données. Les différents résultats obtenus sont représentés sur la figure IV.12 et la figure IV.13.

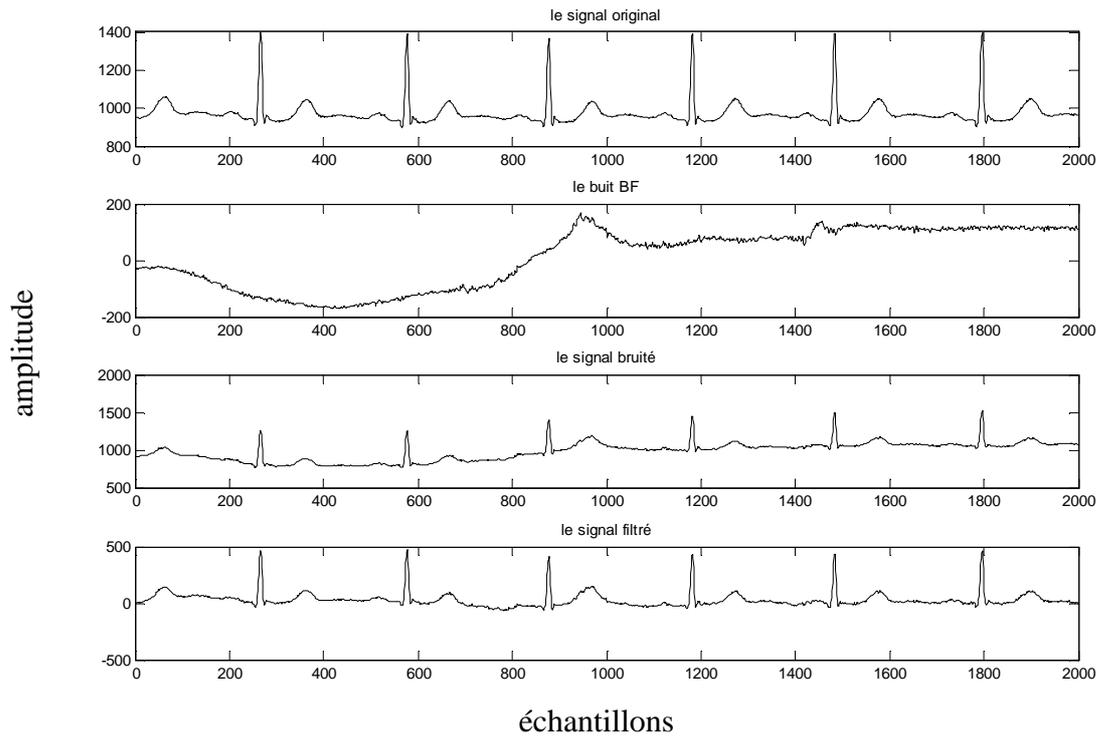


Figure IV.12 : Filtrage du signal ECG après bruitage par val1.

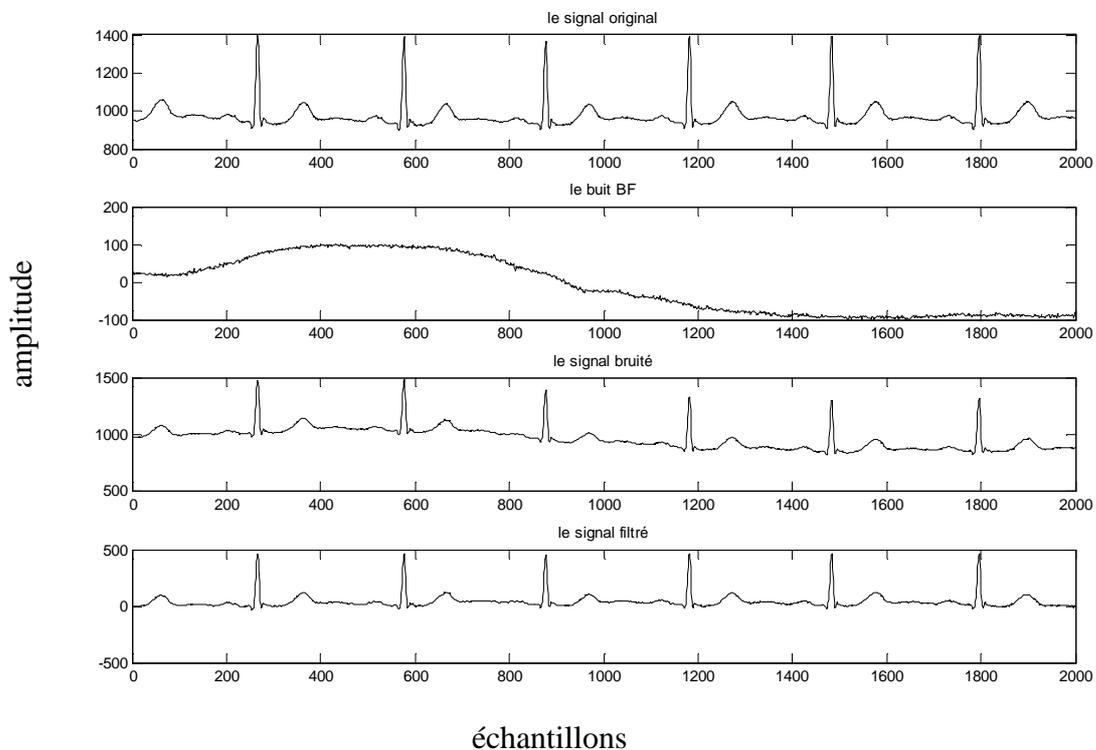


Figure IV.13 : Filtrage du signal ECG après bruitage par val2.

Ces figures illustrent bien la performance de la méthode de filtrage par l'interpolation ainsi développée. En effet l'application de cette méthode de filtrage donne des résultats

satisfaisants pour les différents signaux de la base de données MIT-BIH bruités par les deux types de bruits (val1 et val2).

IV.2.2. Filtrage par banc de filtres

Les ondulations de la ligne de base sont de basse fréquence, et donc sont présentes dans les derniers IMFs. Ainsi éliminer un certain nombre des derniers IMFs en commençant par le dernier IMF (le résidu) peut nous amener à filtrer les erreurs de la ligne de base. Le nombre des IMFs contaminé par les ondulations de la ligne de base et qu'il faut estimer, est appelé l'ordre de bruit de basse fréquence.

Dans ce travail on va utiliser l'approche proposée par Blanco et al [Blanco, et al., 2008], avec quelques modifications afin d'améliorer les résultats de filtrage.

IV.2.2.1. Présentation de la méthode

Les différentes étapes de l'algorithme élaboré sont comme suit :

1. Application de l'EMD au signal à analyser.
2. Application d'un banc de filtre passe bas sur un certain nombre d'IMFs.
3. Estimation de l'ordre de bruit.
4. La reconstruction partielle du bruit.
5. Soustraire le bruit du signal ECG bruité.

Les deux étapes 2 et 3 sont traitées simultanément à travers une boucle comme c'est représenté sur l'organigramme de la figure IV.14.

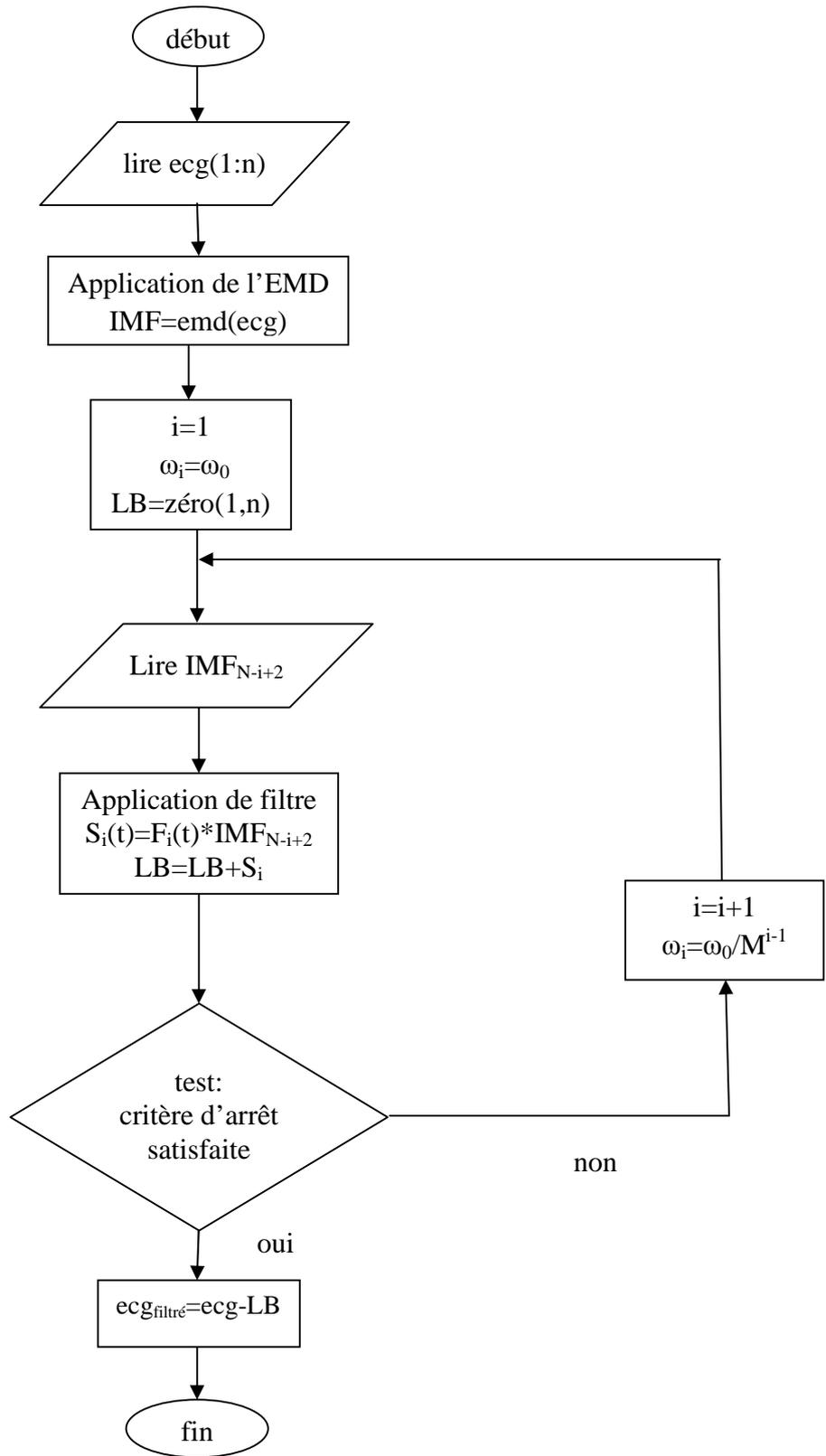


Figure IV.14 : Organigramme du filtrage par banc de filtres.

.a. Application de l'EMD

Cette étape est la même que celle décrite dans la partie IV.2.1.1.1.

.b. Application d'un banc de filtres passe bas sur un certain nombre d'IMFs.

Un filtre passe bas noté F, est appliqué sur chaque IMF. Les sorties S_i des filtres sont données par les équations (IV.9) suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} S_1(t) = F_1(t) * IMF_{N+1}(t) \\ S_2(t) = F(t) * IMF_N(t) \\ \vdots \\ S_Q(t) = F_Q(t) * IMF_{N-Q+2}(t) \end{array} \right. \quad (IV.9)$$

La fréquence de coupure du k^{ième} filtre est donnée par:

$$\omega_k = \frac{\omega_0}{M^{k-1}} \quad (IV.10)$$

Avec M>1, cette condition est choisie compte tenu que les fréquences de coupure sont liées au fait que ; quand l'ordre d'IMF diminue, peu de bruit de basse fréquence existe.

.c. Estimation de l'ordre du bruit

Les sorties des filtres S_i(t) extraient le bruit dans les IMFs. On peut alors les utiliser pour déterminer l'ordre du bruit Q qui représente le nombre des IMFs contaminés par le bruit des ondulations de la ligne de base.

La variance de chaque signal S_i est donnée par :

$$var\{S_i(t)\} = \frac{1}{L-1} \sum_{t=0}^{L-1} [S_i(t) - \mu_{b_i}]^2 \quad (IV.11)$$

Avec μ_{bi} est la valeur moyenne de S_i(t).

En commençant par le dernier IMF, on choisit Q comme var {S_{Q+1}(t)} < ζ et {S_Q(t)} ≥ ζ, avec ζ est un seuil établi. Les paramètres ω₀, M, et ζ sont choisis de façon empirique.

Pour le signal 103, la valeur Q trouvée est égale à 2. Les sorties des filtres sont illustrées sur les deux figures IV.15 et IV.16.

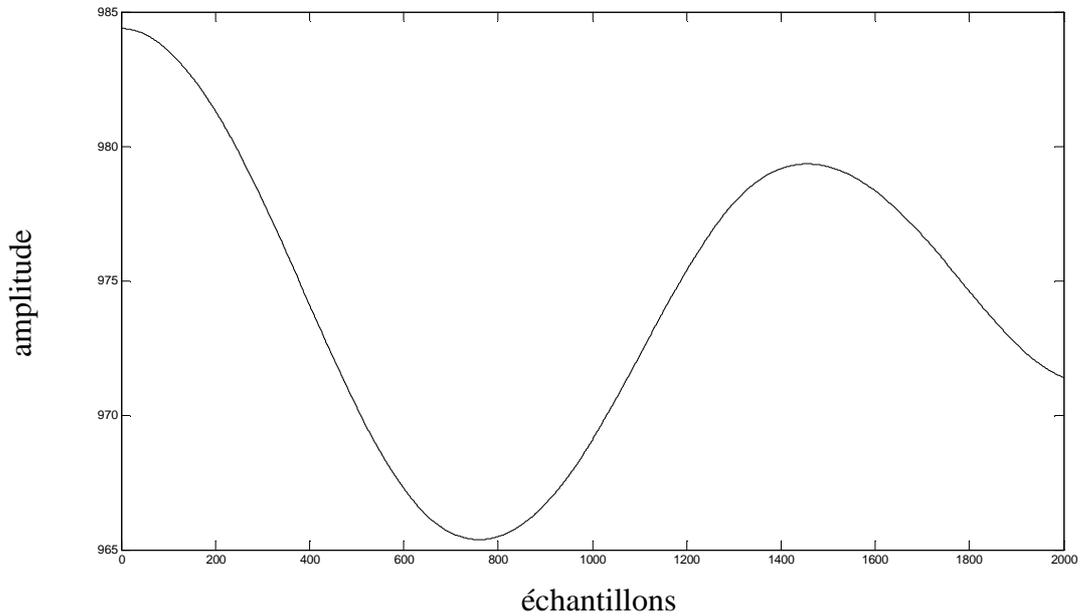


Figure IV.15 : La sortie du premier filtre appliqué sur le dernier IMF (résidu).

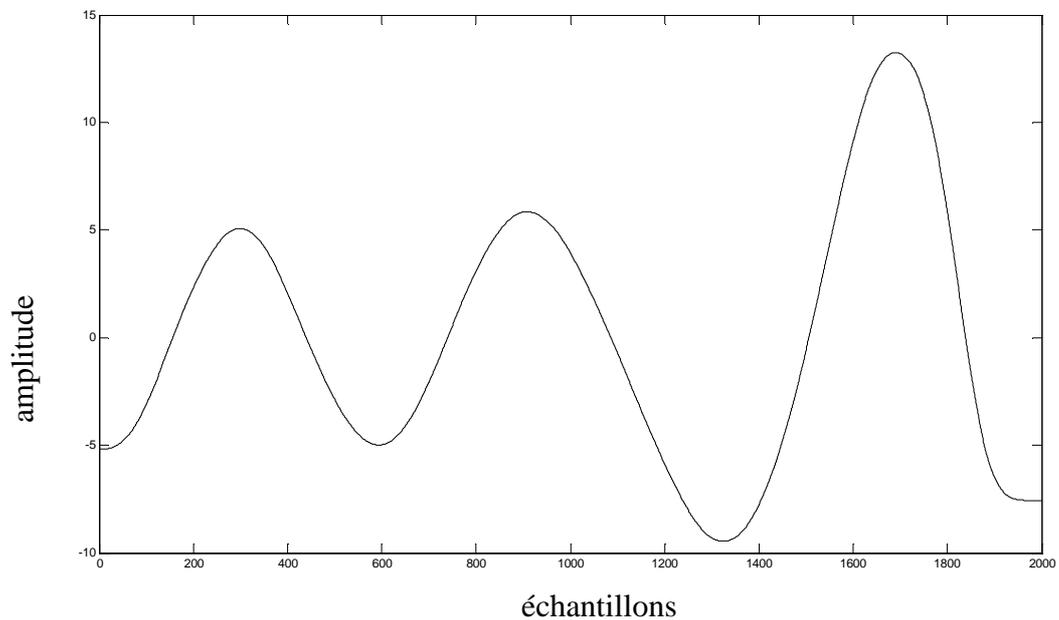


Figure IV.16 : La sortie du deuxième filtre appliqué sur le N^{ième} IMF.

On remarque bien que les sorties des filtres sont de basse fréquence.

.d. La reconstruction partielle de bruit

Une fois l'ordre de bruit est déterminé, une reconstruction partielle des sorties des filtres est faite. Le signal noté LB, qui représente les ondulations de la ligne de base, est calculé par la relation IV.12 et représenté sur la figure IV.17.

$$LB(t) = \sum_{i=1}^q S_i(t) \quad (IV.12)$$

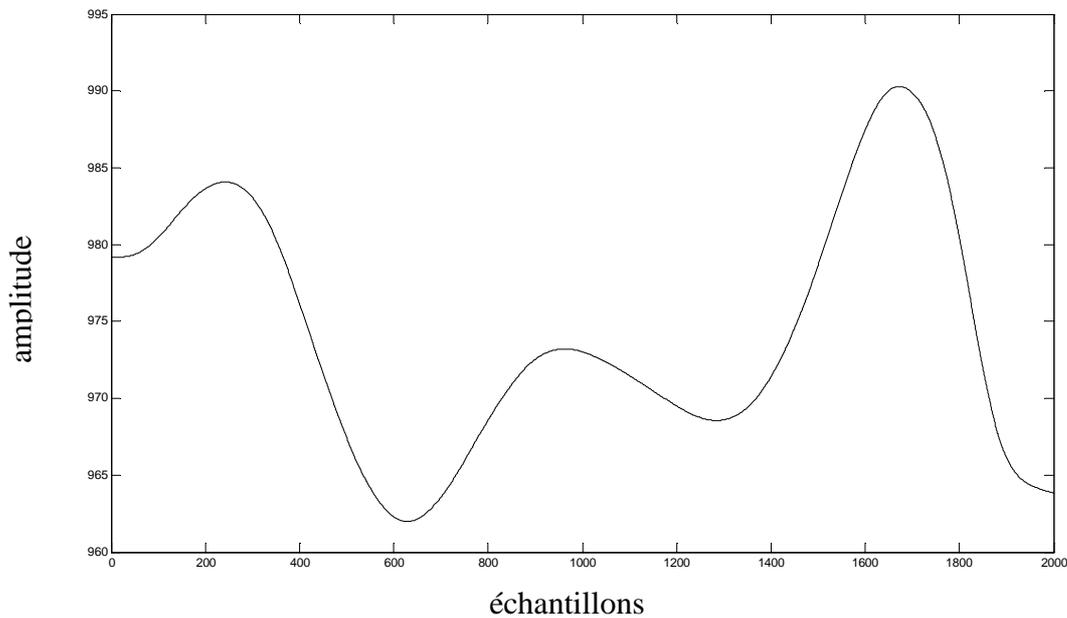


Figure IV.17 : Estimation des ondulations de la ligne de base (le signal LB).

.e. Soustraire le bruit de signal ECG bruité.

Le signal filtré est donné par la relation suivante:

$$ecg_{filtré} = ecg(t) - LB(t) \quad (IV.13)$$

Les résultats obtenus après filtrage des ondulations de la ligne de base sont illustrés sur la figure IV.8 ci-dessous :

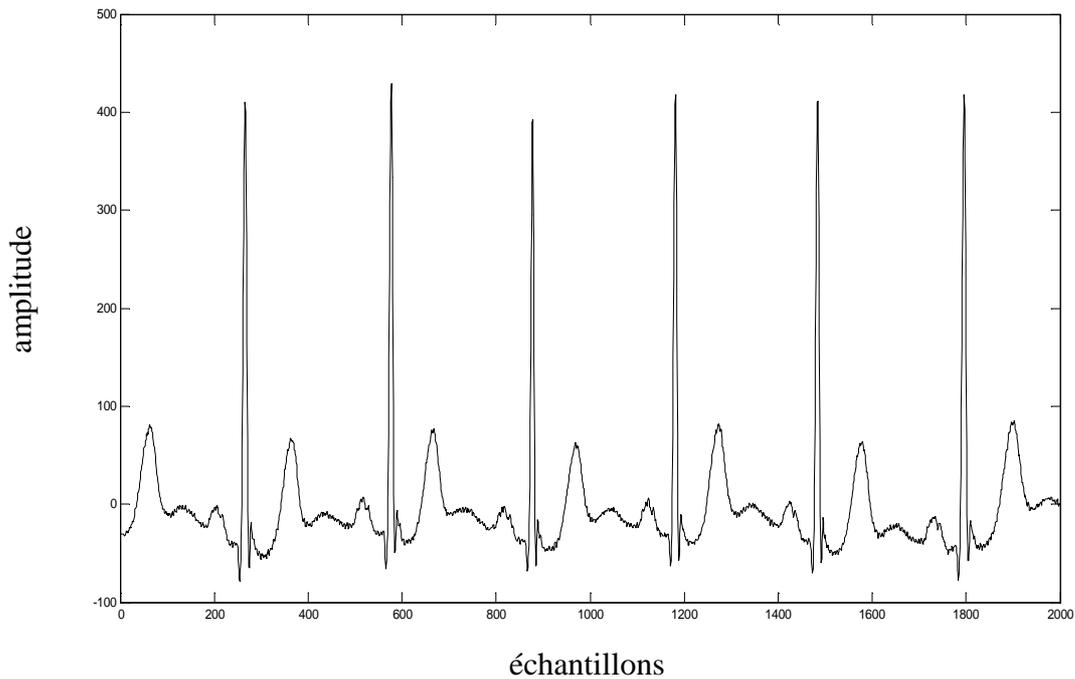


Figure IV.18 : Le signal ECG filtré des ondulations de la ligne de base.

IV.2.2.2. Résultats et interprétation

L'algorithme ainsi conçu est testé sur le signal ECG de l'enregistrement 103 de la base de données MIT-BIH. Deux types de bruits de basse fréquence (val1 et val2) sont ajoutés au signal ECG. Les différents résultats obtenus sont illustrés sur la figure IV.19 et figure IV.20.

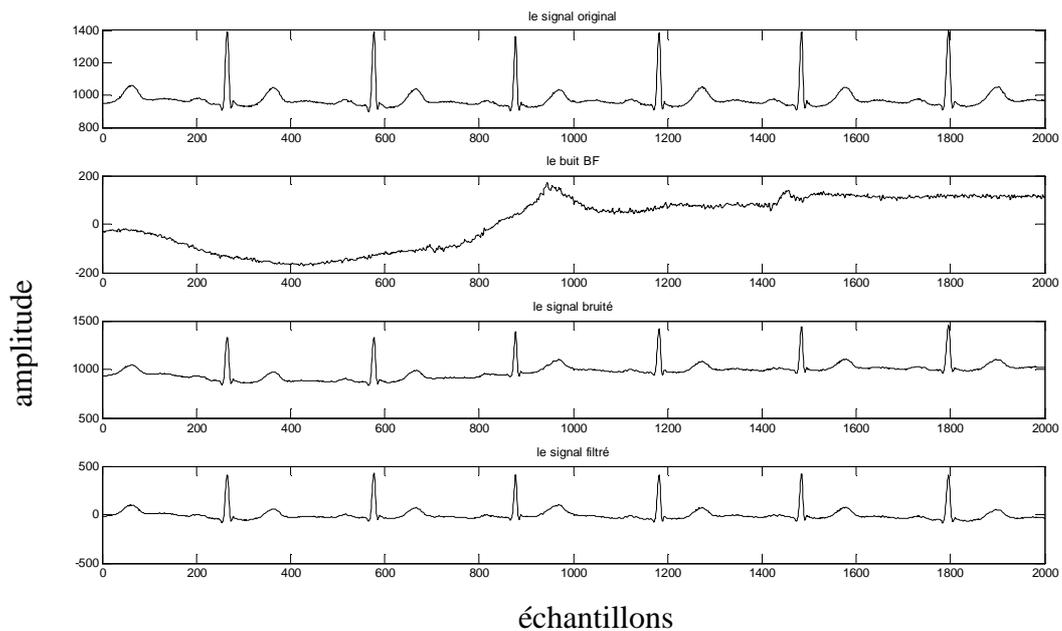


Figure IV.19 : Filtrage de signal ECG après bruitage par val1.

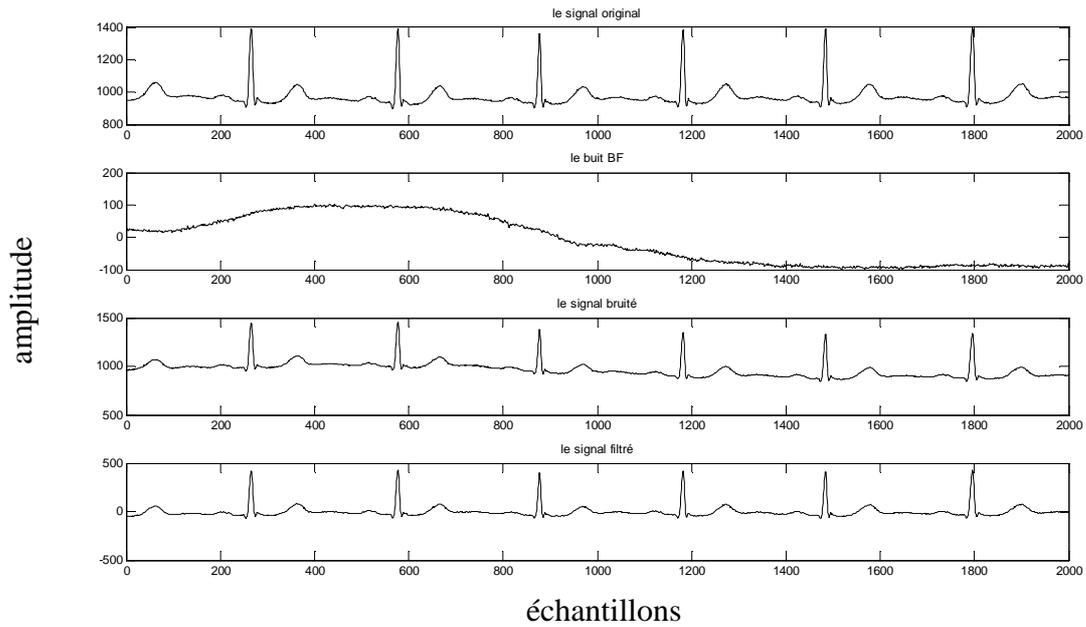


Figure IV.20 : Filtrage de signal ECG après bruitage par val2.

On remarque que cette approche (filtrage par banc de filtre) donne aussi des résultats satisfaisants. Pour savoir laquelle des deux approches donne le meilleur résultat, une étude quantitative est alors ajoutée. Cette étude est réalisée par l'ajout d'un bruit réel au signal 103 à différent rapport signal sur bruit (RSB).

Le filtrage par EMD est alors appliqué, et le rapport signal sur erreur obtenu noté RSE est déterminé selon la formulation suivante :

$$RSE = 10 * \log_{10}((\text{sum}((ecg)^2))/(\text{sum}((ecg_{filtré} - x)^2))) \quad (IV.14)$$

Où ecg est le signal avant bruitage, et $ecg_{filtré}$ est le signal filtré.

Les résultats obtenus sont représentés dans le tableau IV.1 ci-dessous :

RSB (dB)	2	5	10	20
RSE (dB) obtenu par l'interpolation	15.1963	17.8259	19.5623	19.4182
RSE (dB) obtenu par banc de filtre	16.1060	18.4172	20.0327	22.7925

Tableau IV.1 : Comparaison entre le SER obtenu pour chaque méthode de filtrage BF.

À partir de tableau IV.1, on peut dire que le filtrage des ondulations de la ligne de base par un banc de filtre donne des résultats améliorés par rapport au filtrage par interpolation. Les causes principales de ces résultats sont :

- Le filtrage par interpolation dépend essentiellement sur la détection des points de non activité,
- Cette méthode ajoute des irrégularités aux extrémités de signal lorsque ces derniers ne présentent pas des points de non activité (figure IV.10),
- L'interpolation elle-même ajoute des erreurs (partie III.7.1.).

IV.3. Filtrage des bruits de haute fréquence par l'EMD

En se basant sur l'EMD, une nouvelle approche est proposée par [Blanco 2007] pour filtrer les bruits de haute fréquence. Cette approche utilise l'idée de base, comparativement à l'analyse en ondelette, au fait que les premiers IMFs (modes rapides) sont plus dominées par le bruit que les derniers (modes lents). Ainsi, le signal peut être reconstruit en utilisant un seuillage sur les IMFs (élimination d'un certains IMFs). Cette idée est appliquée avec succès pour les signaux de fréquences bien séparées avec celle du bruit.

IV.3.1. Présentation de la méthode

Le bruit qui existe dans les applications d'ECG est souvent localisé dans les bandes de haute fréquence (HF). Ainsi la plus part d'énergie du signal ECG est concentrée dans les fréquences basses. Un problème qui se pose est que les complexes QRS se propagent dans les premiers IMFs. Ce qui est remarqué dans l'application de la décomposition modale empirique sur un signal ECG. Une telle situation complique le filtrage d'ECG. Ainsi, un filtrage passe bas ou simplement enlever les IMFs d'ordre bas va introduire une distorsion de complexe QRS (atténuation d'amplitude d'onde R). Pour résoudre ce problème, l'approche décrite par les étapes ci-dessous est implémentée :

1. Application de l'EMD au signal à analyser.
2. Estimation de l'ordre de bruit.
3. Localisation temporelle du complexe QRS.
4. Fenêtrage du complexe QRS.
5. Reconstruction partielle du signal ECG.

Cette approche est représentée sur l'organigramme de la figure IV.21.

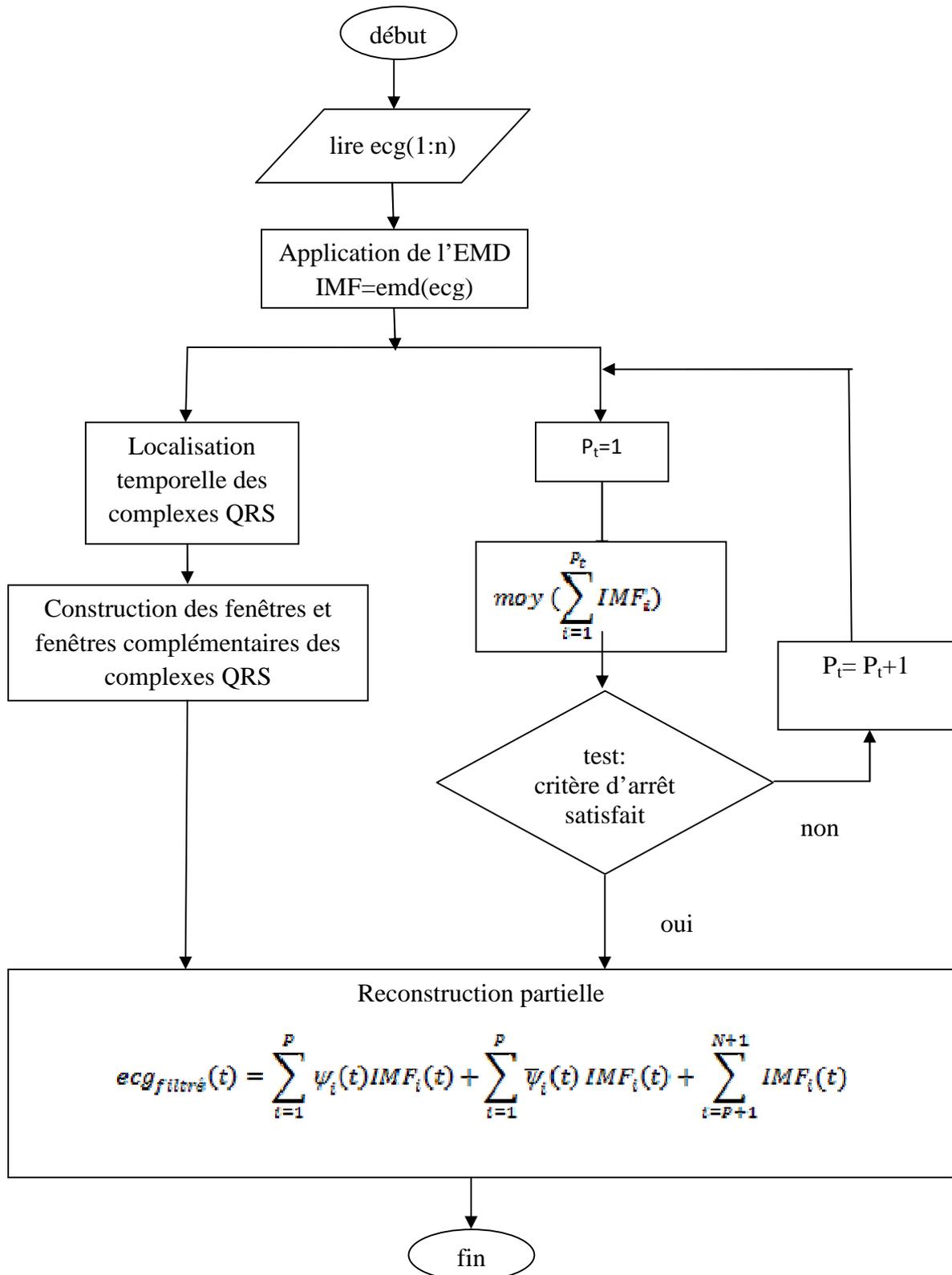


Figure IV. 21 : Organigramme pour filtrage des bruits HF.

.a. Détermination de l'ordre de bruit

Pour la détermination de l'ordre de bruit qu'est en fait le nombre des IMFs contaminé par le bruit en commençant par le premier IMF, un test statistique est utilisé.

Pour les signaux ECG, le bruit est habituellement de moyenne nulle tandis que le signal est de moyenne non nulle. A partir de cette information, on peut séparer les IMFs contaminé par le bruit des autres IMFs. Le test ainsi que le critère d'arrêt utilisé sont défini par :

$$moy \left(\sum_{i=1}^{P_t} IMF_i \right) < \alpha \quad \text{et} \quad moy \left(\sum_{i=1}^{P_t+1} IMF_i \right) > \alpha \quad (IV.15)$$

Avec *moy* est la moyenne temporelle et α est une valeur proche de zéro, donc P_t est l'indice de bruit et les P_t premiers IMFs sont contaminés par le bruit.

Dans certains cas, l'ECG lui-même a une moyenne près de zéro, l'utilisation de la technique précédente a dans ce cas comme conséquence un surfiltrage ou perte d'information puisque l'ordre de bruit sera très large.

L'ordre de bruit est placé comme :

$$P = \min(P_t, 5) \quad (IV.16)$$

Où P_t est l'ordre de bruit obtenu par le test statistique, la cause principale pour la condition (IV.16) est que les IMFs d'ordre plus que cinq typiquement contiennent peu ou pas de bruit.

.b. La localisation temporelle des complexes QRS

Cette étape est la même que celle utilisée dans la première approche pour le filtrage des ondulations de la ligne de base. Elle est basée sur une sommation des trois premiers IMFs et une transformation non linéaire. Après ça, la détection des emplacements temporels des pics R est faite à travers un seuillage en amplitude puis en temps. Une fois les emplacements temporels des pics R sont détectés, on prend les deuxièmes points de passage par zéro du coté droit et de gauche des pics détectés comme des limites pour les complexes QRS $[\bar{x}_g, \bar{x}_d]$. Ces points -limites de complexes QRS- délimitent les fenêtres utilisées.

.c. Fenêtrage pour préserver le complexe QRS

Une fonction fenêtre est conçue pour préserver le complexe QRS. Cette fonction est dans le domaine temporelle appliqués aux premiers IMFs correspondent au bruit. Elle doit être plate, et de durée supérieur à celle du complexe QRS, atténuant graduellement à zéro de sorte qu'une transition douce présente la déformation minimale. Les points déterminées précédemment \bar{x}_d , \bar{x}_g sont les limites de ces fenêtres.

La fenêtre qui respecte ces conditions est la fenêtre de Tukey (figure IV.22).

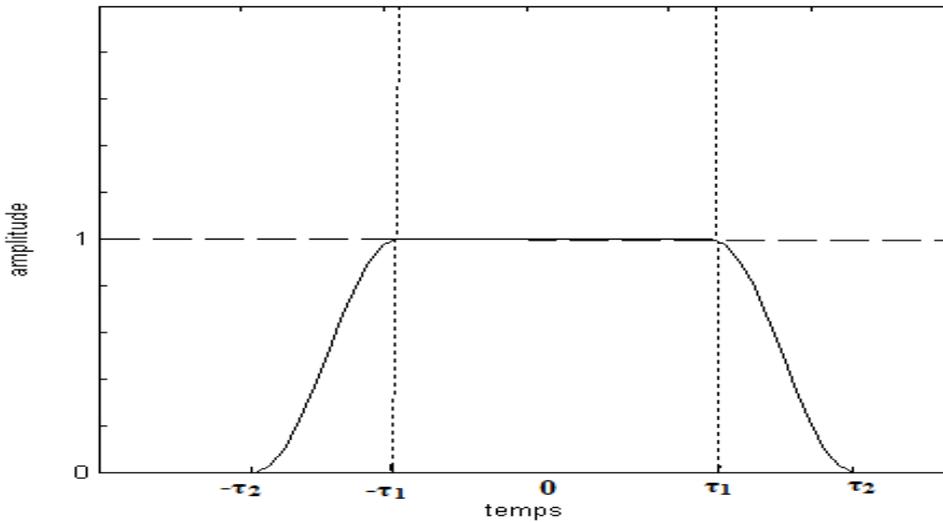


Figure IV.22 : La fenêtre de Tukey.

La fonction de la fenêtre de Tukey est donnée par relation suivante :

$$w(t) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left[1 + \cos \left(\pi \frac{|t| - \tau_1}{\tau_2 - \tau_1} \right) \right], & \tau_1 \leq |t| \leq \tau_2, \\ 1, & |t| < \tau_1, \\ 0, & |t| > \tau_2, \end{cases} \quad (IV.17)$$

Ou τ_1 est la limite de la région plate qui correspond à un complexe QRS et τ_2 est la limite de la région de transition.

Un paramètre β est défini par :

$$\beta = \frac{|\tau_1 - \tau_2|}{2\tau_1} \quad (IV.18)$$

Le paramètre β est ajusté selon l'équation suivante :

$$\beta = t * \alpha \quad (IV.19)$$

Avec α est un paramètre choisi empiriquement et i est l'ordre de l'IMF.

Cette équation indique que la fenêtre elle-même s'élargit quand le complexe QRS diffuse avec l'augmentation de l'ordre de l'IMF.

Pour l' $i^{\text{ième}}$ IMF une fonction $\psi_i(t)$ est construite en enchaînant les fenêtres de fonction (IV.17), dont chacune est concentré sur un complexe QRS (voire figure IV.23).

Mathématiquement :

$$\psi_i(t) = \sum_{j=1}^{N_{QRS}} w_i(t) \quad (IV.20)$$

Avec N_{QRS} est le nombre de complexe QRS dans l'IMF $_i$.

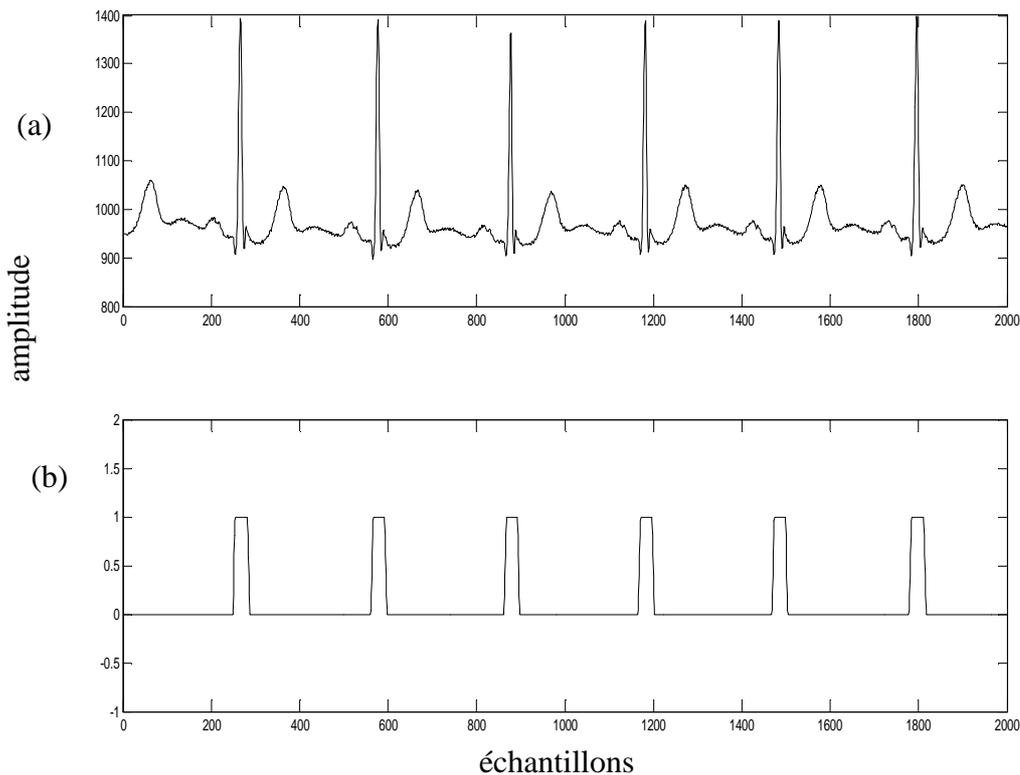


Figure IV.23 : Le signal $ecg(t)$ (a) et les fenêtres délimitant les complexes QRS(b).

Fenêtre complémentaires

Une fonction de fenêtre complémentaire est aussi définie pour chaque IMF avec une amplitude atténuée (figure IV.24), cette fonction est donnée par l'équation (IV.21) suivante :

$$\bar{\psi}_i(t) = \alpha_i(1 - \psi_i(t)), \quad \forall t \quad (IV.21)$$

Où $0 < \alpha_i < 1$ est le coefficient d'atténuation. Typiquement α_i peut être choisi entre 0.1 et 0.3. Dans notre application on va le choisir suivant l'équation (IV.23)

$$\alpha_i = b * i \quad \forall t \quad (IV.22)$$

Avec b est un paramètre qui permet d'ajuster α_i

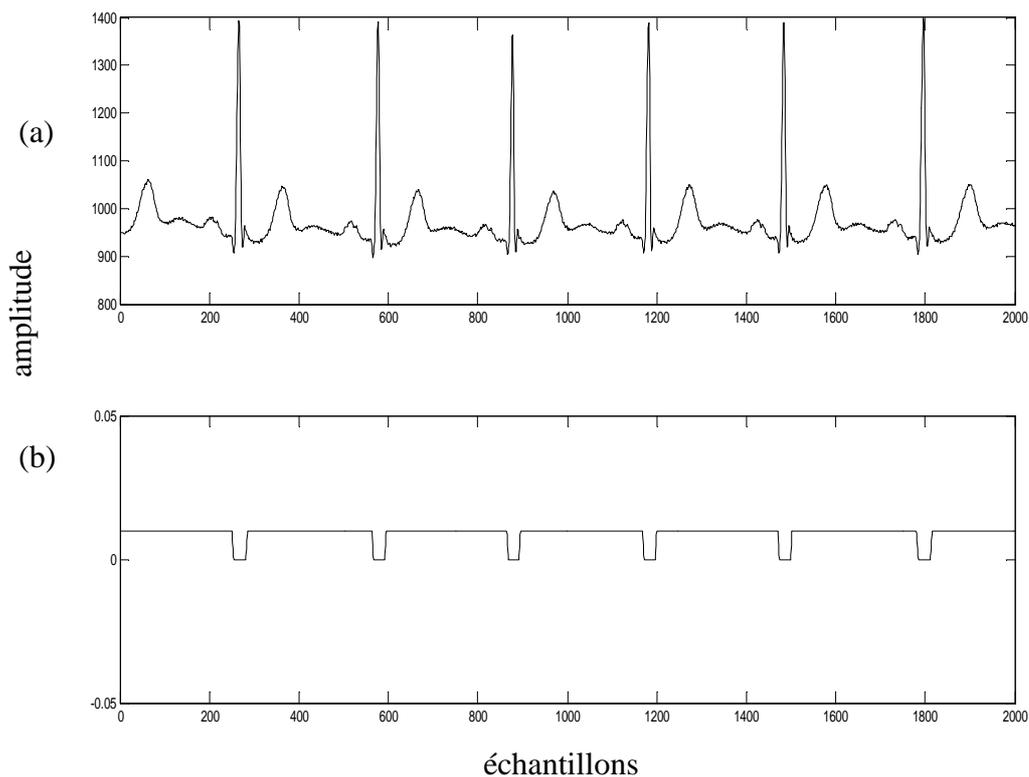


Figure IV.24 : Le signal $ecg(t)$ (a) et les fenêtres complémentaires(b).

La fonction $\bar{\psi}_i(t)$ est appliqué aux P premiers IMFs en même temps que $\psi_i(t)$. Clairement, $\bar{\psi}_i(t)$ va atténuer l'amplitude des complexes QRS et maintient une quantité de

bruit, son effet est contraire à celui de $\psi_i(t)$. La raison principale d'utiliser les fonctions complémentaires est d'éviter les changements brusques dans les complexe QRS en laissant une quantité négligeable de bruit dans les IMFs d'ordre bas.

.d. La reconstruction partielle de signal ECG :

Les fenêtres et les fenêtres complémentaires de complexe QRS sont appliquées aux P premiers IMFs considéré les plus dominés par le bruit. La somme du P IMFs fenêtrés, le N-P IMFs restants, et le résidu forme le signal filtré comme cela est présenté dans l'équation (IV.23) suivante :

$$ECG_{filtré}(t) = \sum_{i=1}^P \psi_i(t) IMF_i(t) + \sum_{i=1}^P \bar{\psi}_i(t) IMF_i(t) + \sum_{i=P+1}^{N+1} IMF_i(t) \quad (IV.23)$$

IV.3.2. Résultats et interprétation

Pour évaluer l'approche ainsi décrite, elle est testée sur tous les enregistrements de la base de données MIT-BIH en ajoutant un bruit synthétique gaussien de rapport signal sur bruit SNR de 10db à travers la commande MATLAB "agwn". Parmi les résultats obtenus, on va citer quelques enregistrements ; 100, 101, 102, 103, 111, 119, 213 (voire figure IV.25 à figure IV.31).

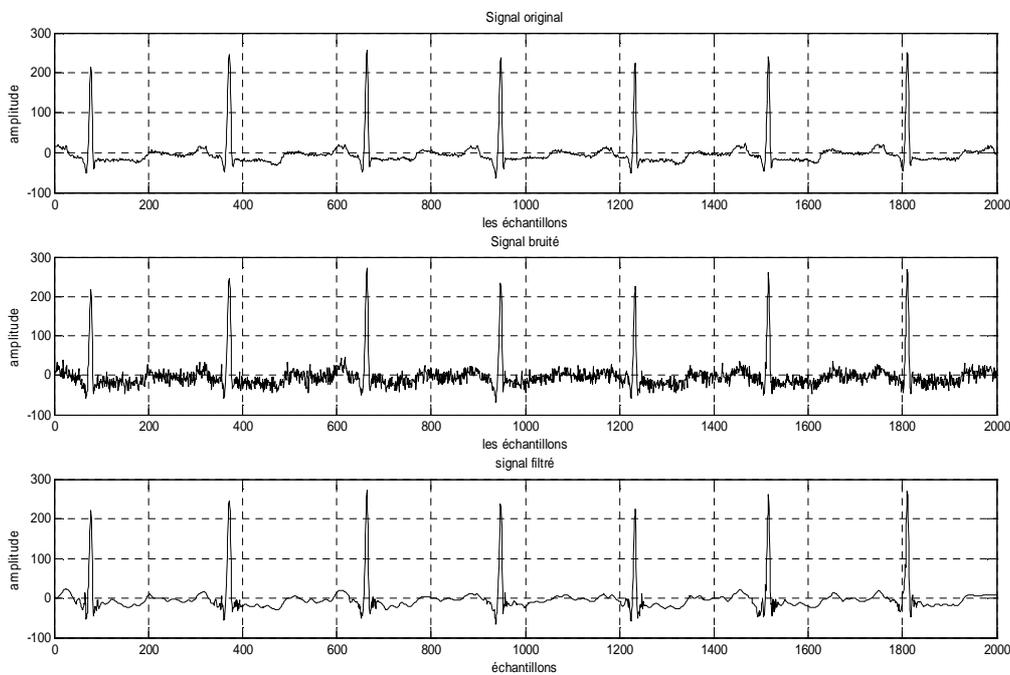


Figure IV.25 : Le filtrage de signal 100.

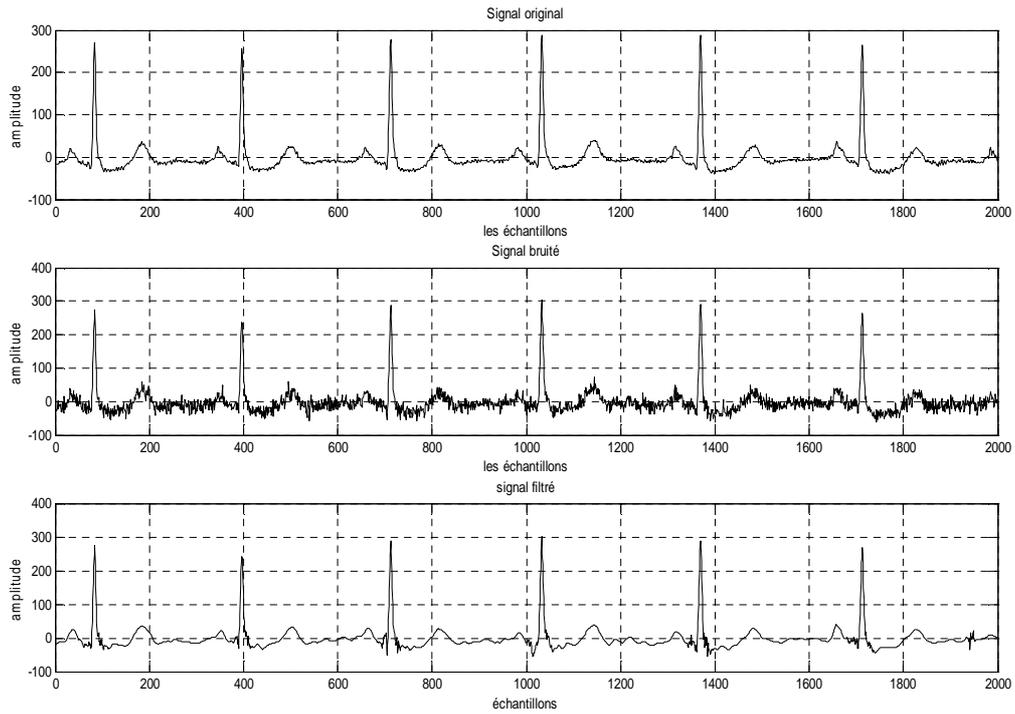


Figure IV.26 : Le filtrage de signal 101.

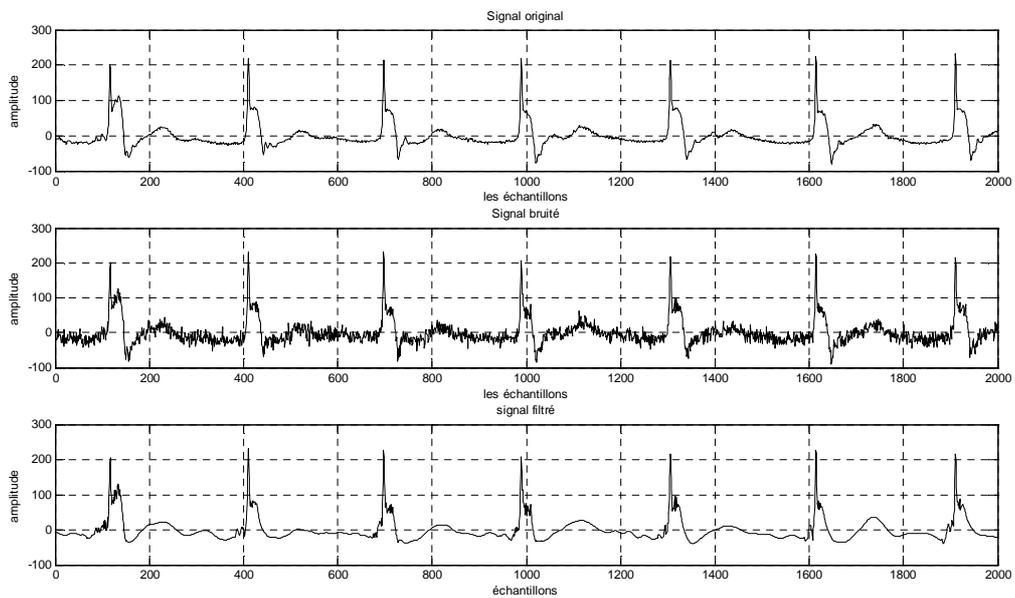


Figure IV.27 : Le filtrage de signal 102.

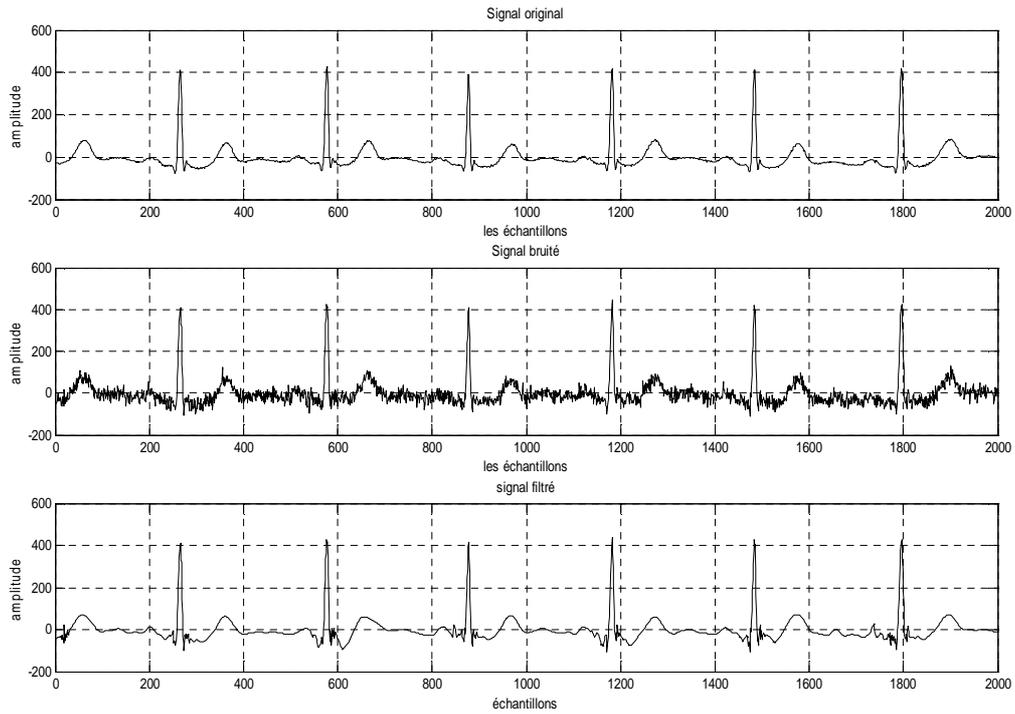


Figure IV.28 : Le filtrage de signal 103.

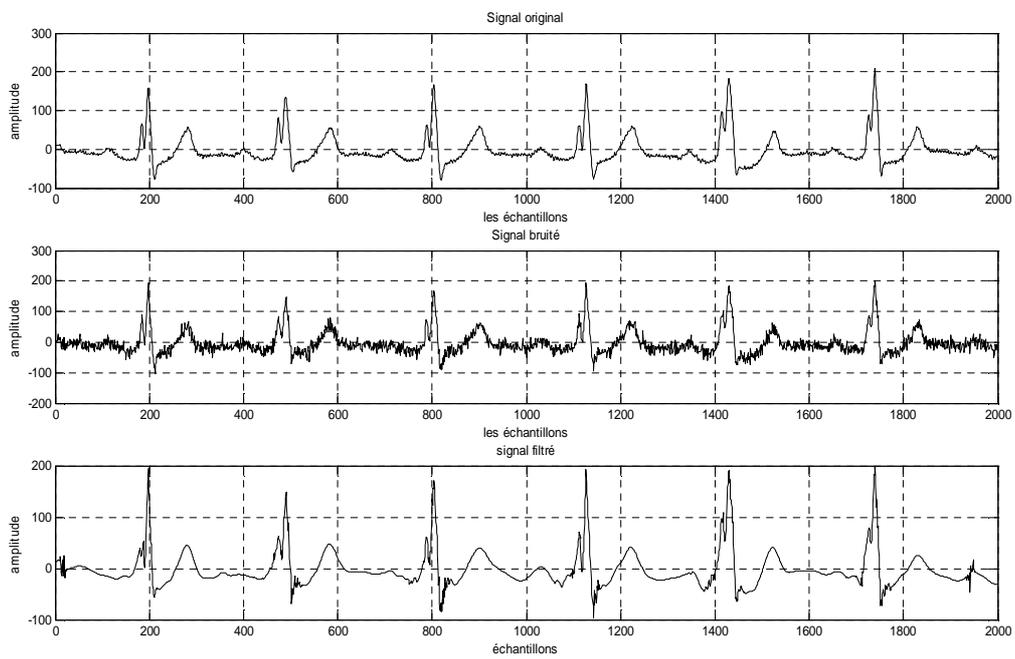


Figure IV.29 : Le filtrage de signal 111.

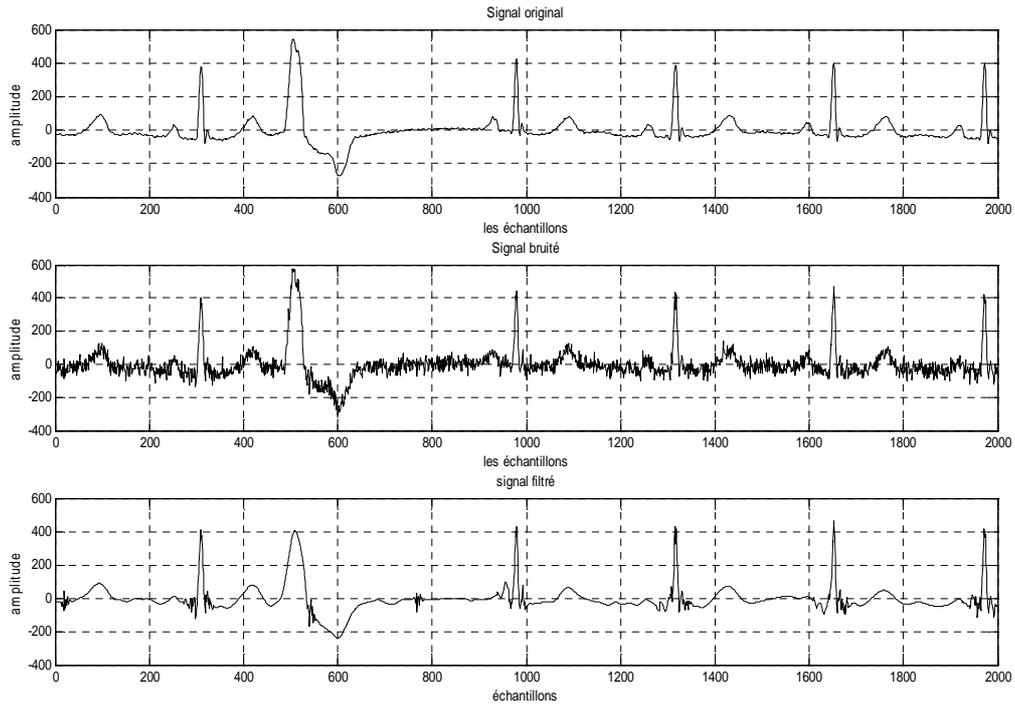


Figure IV.30 : Le filtrage de signal 119.

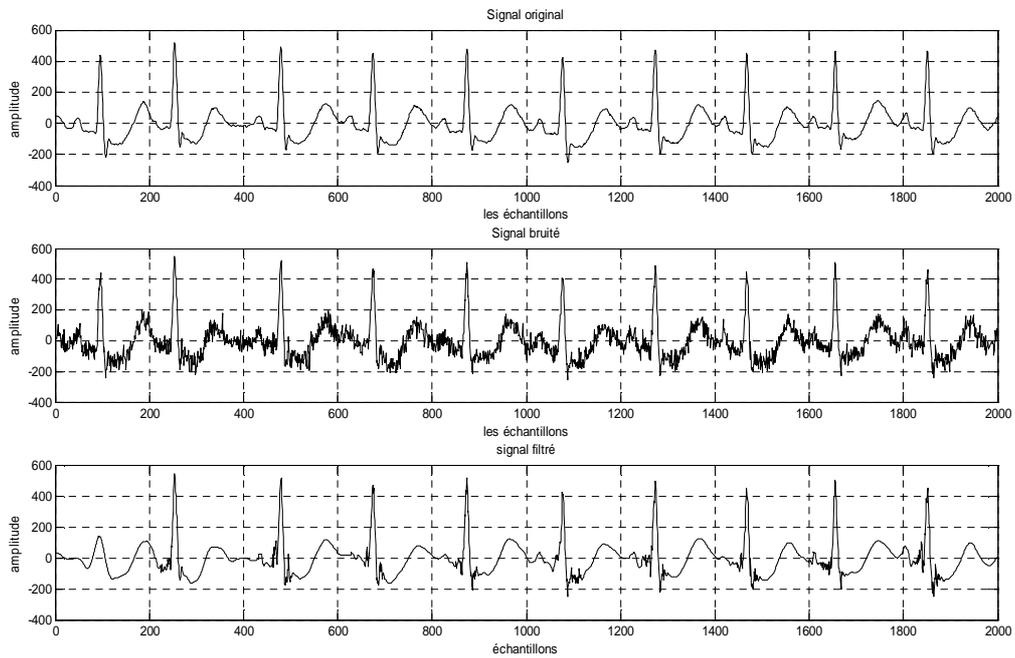


Figure IV.31 : Le filtrage de signal 213.

CHAPITRE IV : Filtrage du signal ECG et détection des complexes QRS par l'EMD

Une évaluation qualitative de ces figures montre bien la puissance de l'approche de filtrage ainsi décrite dans le filtrage de signal ECG, dans les différentes conditions de bruits. Toutefois, une évaluation quantitative à travers la détermination de rapport signal sur erreur (RSE) permet de mieux apprécier ces résultats.

Un bruit simulé de rapport signal sur bruit (RSB) de 10db est ajouté aux différents signaux de la base de données MIT-BIH. Ces signaux sont filtrés par l'approche étudiée précédemment basé sur la décomposition modale empirique. Le rapport signal sur erreur (RSE) est calculé pour chaque signal, ce qui permet de faire une comparaison entre cette méthode et le filtrage par ondelette. Les résultats sont représentés dans le tableau IV.2.

	100	101	102	103	104	105
RSE obtenu par AO (dB)	9.5832	9.5511	8.8267	9.7993	9.8516	9.7535
RSE obtenu par EMD (dB)	13.4534	14.0105	9.4976	13.5419	10.0523	13.1552

	106	107	108	111	112	113
RSE obtenu par AO (dB)	10.1187	10.6429	9.8957	9.8645	9.4676	10.4905
RSE obtenu par EMD (dB)	10.7895	15.1895	10.5892	11.1595	9.7627	11.8059

	114	115	116	117	118	121
RSE obtenu par AO (dB)	9.1016	10.1720	9.4949	10.3840	9.0170	10.6292
RSE obtenu par EMD (dB)	12.0054	13.1514	13.6246	13.3594	12.1950	10.9554

	122	123	124	200	201	202
RSE obtenu par AO (dB)	9.5266	10.5446	11.3996	10.3554	9.7160	10.7777
RSE obtenu par EMD (dB)	10.5356	13.4916	14.3406	11.4341	12.5717	12.9582

	205	208	209	210	112	213
RSE obtenu par AO (dB)	9.0684	10.5645	8.4403	10.1694	8.5325	8.8248
RSE obtenu par EMD (dB)	13.5088	14.3587	13.3672	11.1973	10.7104	12.7643

	214	215	219	220	221	222
RSE obtenu par AO (dB)	10.3851	7.9424	10.1143	9.8496	10.6292	8.4213
RSE obtenu par EMD (dB)	12.6251	12.8409	12.8431	13.1739	12.4817	9.6194

	223	228	230	231	232	233	234
RSE obtenu par AO (dB)	10.2919	8.8682	9.6004	9.4954	8.1196	10.1657	10.0075
RSE obtenu par EMD (dB)	13.2033	11.0059	12.0289	11.3821	9.3550	10.9259	12.7480

Tableau IV.2 : Comparaison entre le rapport signal sur erreur (SER) obtenu dans le filtrage par l'analyse en ondelette et ceux obtenu par EMD.

A partir de ce tableau, on constate que le filtrage par la méthode EMD donne des résultats améliorés par rapport au filtrage par ondelette pour tous les signaux de la base de données MIT-BIH.

IV.4. Evaluation de la méthode EMD pour le filtrage de signal ECG

Les deux bruits de haute et de basse fréquence sont séparés dans le domaine spectral, donc l'algorithme utilisé pour le filtrage de bruit BF peut être utilisé simultanément avec l'algorithme de filtrage de bruit HF (organigramme de la figure IV.32). Cet organigramme est implémenté et appliqué pour filtrer le signal ECG réel avec différents sources de bruits. Les résultats obtenus sont évalués par une comparaison avec ceux obtenus d'autres chercheurs utilisant les ondelettes et le filtre médian.

Le signal ECG bruité est généré en ajoutant au signal ECG un bruit réel de l'électromyogramme "amm" et de mouvement des électrodes "emm" de la base de données MIT-BIH à différents rapport signal sur bruit (RSB).

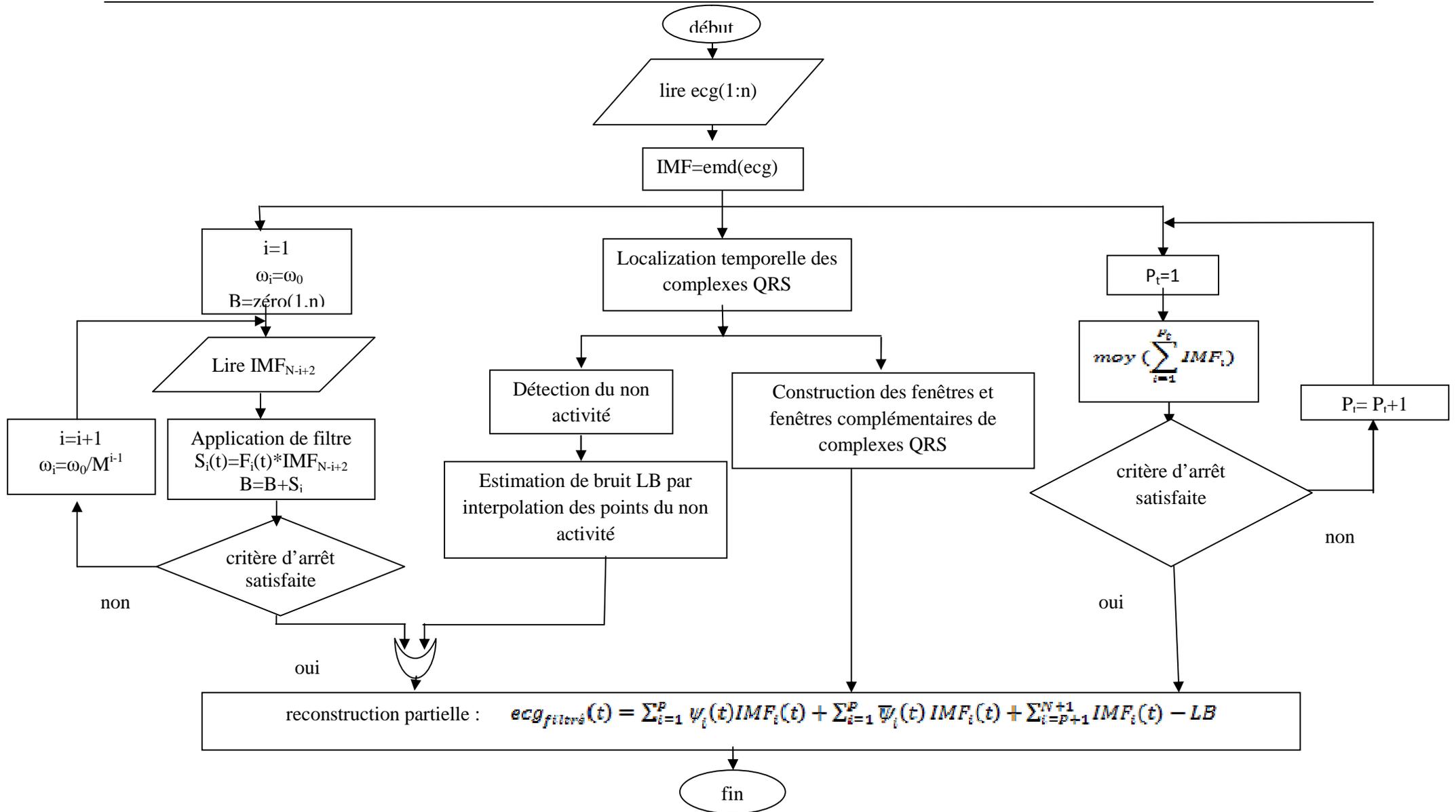


Figure IV.32 : Organigramme pour filtrage de signal ECG par l'EMD.

Comparaison 1

C'est une comparaison faite avec le travail réalisé par Ergun Erçelebi [Erçelebi, 2004], en ajoutant un bruit d'électromyogramme.

	RSE ₁	RSE ₂	RSE ₃	RSE ₄	RSE ₅
RSB à 6.8db	15.3160	11.63	11.58	9.3	9.18
RSB à 9.29db	14.6655	13.46	13.28	12.5	12.15

Tableau IV.3 : Comparaison de RSE obtenu par différents méthodes de filtrage.

RSE₁ : le rapport signal sur erreur obtenu par l'EMD réalisé dans ce travail,

RSE₂ : le rapport signal sur erreur obtenu dans le filtrage par l'ondelette DB4,

RSE₃ : le rapport signal sur erreur obtenu dans le filtrage par l'ondelette DB6,

RSE₄ : le rapport signal sur erreur obtenu dans filtrage par l'odelette Haar,

RSE₅ : le rapport signal sur erreur obtenu dans filtrage par Filtre médian.

Les rapports signal sur erreur de RSE₂ à RSE₅ correspondent au travail réalisé par Ergun Erçelebi [Erçelebi, 2004].

Comparaison 2 :

C'est une comparaison faite avec le travail réalisé par Blanco, et al [Blanco, et al., 2007] en ajoutant un bruit d'électromyogramme et de mouvement d'électrode. Les résultats sont représentées sur les tableaux IV.3-a- jusqu'à IV.3-c- suivants :

	RSE ₁	RSE ₂	RSE ₃	RSE ₄
100	10.6197	11.40	5.22	6.14
103	10.2314	9.85	3.58	6.15
105	8.8577	9.62	5.53	6.14
119	9.0232	11.45	6.48	6.14
213	7.5734	8.87	4.45	6.13

Tableau IV.3-a- : Comparaison entre le SER obtenu dans le filtrage par différentes méthodes pour un RSE de 6db.

	RSE ₁	RSE ₂	RSE ₃	RSE ₄
100	11.4776	13.95	7.33	10.15
103	13.2489	12.90	4.92	10.16
105	13.2489	11.94	7.89	10.14
119	12.0282	14.71	9.63	10.14
213	12.1939	11.89	10.14	10.13

Tableau IV.3-b- : la comparaison entre le SER obtenu dans le filtrage par différentes méthodes pour un RSE de 10db.

	RSE ₁	RSE ₂	RSE ₃	RSE ₄
100	16.1701	16.75	8.58	14.17
103	13.6634	15.70	5.59	14.18
105	16.8495	14.54	9.37	14.13
119	15.8712	17.29	12.03	14.15
213	15.4357	14.74	7.06	14.13

Tableau IV.3-c- : la comparaison entre le SER obtenu dans le filtrage par différentes méthodes pour un RSE de 14db.

Avec :

RSE₁ : le rapport signal sur erreur obtenu par l'EMD réalisé dans ce travail,

RSE₂ : le rapport signal sur erreur obtenu par l'EMD,

RSE₃ : le rapport signal sur erreur obtenu par Le filtre Butterworth,

RSE₄ : le rapport signal sur erreur obtenu par le filtrage d'ondelette.

Les rapports signal sur erreur de RSE₂ à RSE₄ correspondent au travail réalisé par Blanco et al [Blanco, et al., 2008].

Dans tous les cas étudiés, on remarque que la décomposition modale empirique donne des bons résultats en comparaison avec les méthodes les plus utilisées pour le filtrage de signal ECG, tel que : l'analyse par ondelette et le filtre médian.

Les résultats obtenus par la décomposition modale empirique dans le filtrage sont très satisfaisants, ce qui nous donne la confiance pour étudier une partie très importante dans le traitement et l'analyse de signal électrocardiogramme, qu'est "la détection des complexes QRS".

IV.5. La détection des complexes QRS

Une fois le signal ECG filtré, on applique un fenêtrage. Les fenêtres sont concentrées sur les points t_0 décrivant l'emplacement temporel des pics R. La durée de chaque fenêtre est fixée par les deux points délimitant le complexe QRS. En se basant sur le filtrage et la détection des emplacements temporels des pics R, le détecteur des complexes QRS est développé.

IV.5.1. Description de la méthode

L'approche élaborée dans ce travail pour la détection des complexes QRS, se base sur les étapes suivantes :

1. La décomposition de signal ECG par l'EMD,
2. Filtrage du signal ECG,
3. Fenêtrage du signal filtré.

.a. La décomposition de signal ECG par l'EMD

La décomposition du signal ECG par l'EMD permet de le représenter par un certain nombre d'IMFs et un résidu.

.b. Filtrage du signal ECG

Le filtrage de signal électrocardiogramme suit l'algorithme présenté dans la figure IV.32. Ce filtrage consiste en un filtrage des ondulations de la ligne de base, ainsi qu'un filtrage des bruits HF. Ce dernier est basé essentiellement sur la localisation temporelle des pics R.

.c. Fenêtrage de signal filtré

Une fonction fenêtre est réalisée. Cette fonction permet de conserver que les complexes QRS.

$$\psi_{QRS}(t) = \sum_{j=1}^{N_{QRS}} w_1(t) \quad (IV.24)$$

Avec $w_1(t)$ est la fenêtre de Tucky définie par l'équation (IV.17), dont leurs bords est les points de passage par zéro à droite et à gauche : \bar{z}_d et \bar{z}_g

Cette fenêtre est appliquée au signal filtré :

$$qrs(t) = [\psi_{QRS}(t)] \cdot [ecg_{filtré}(t)] \quad (IV.25)$$

Le signal $qrs(t)$ est le signal qui contient que les complexes QRS.

IV.5.2. Résultats et interprétation

L'algorithme ainsi développé et implémenté pour la détection des complexes QRS, et évalué en l'appliquant à l'ensemble des signaux de la base de donnée MIT-BIH. Les figures suivantes illustres quelques signaux de la base de données MIT-BIH qui présentent des cas pathologiques différents avec l'existence des ondulations de la ligne de base, ainsi que le bruit de haute fréquence .

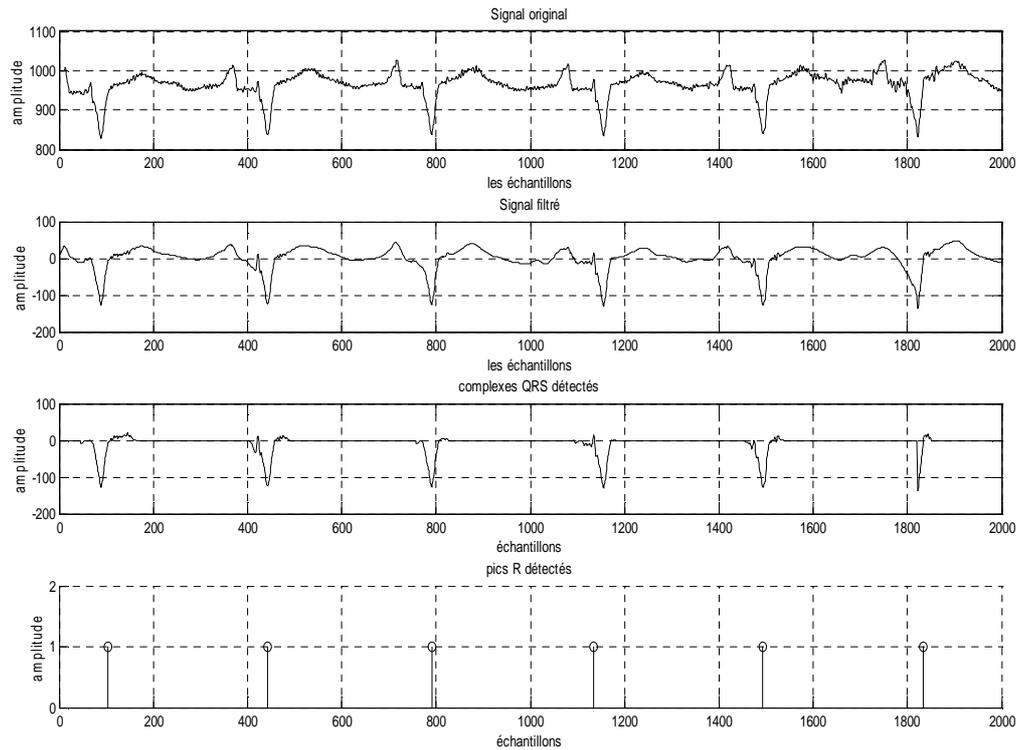


Figure IV.33 : Détection des complexes QRS dans le signal 108.

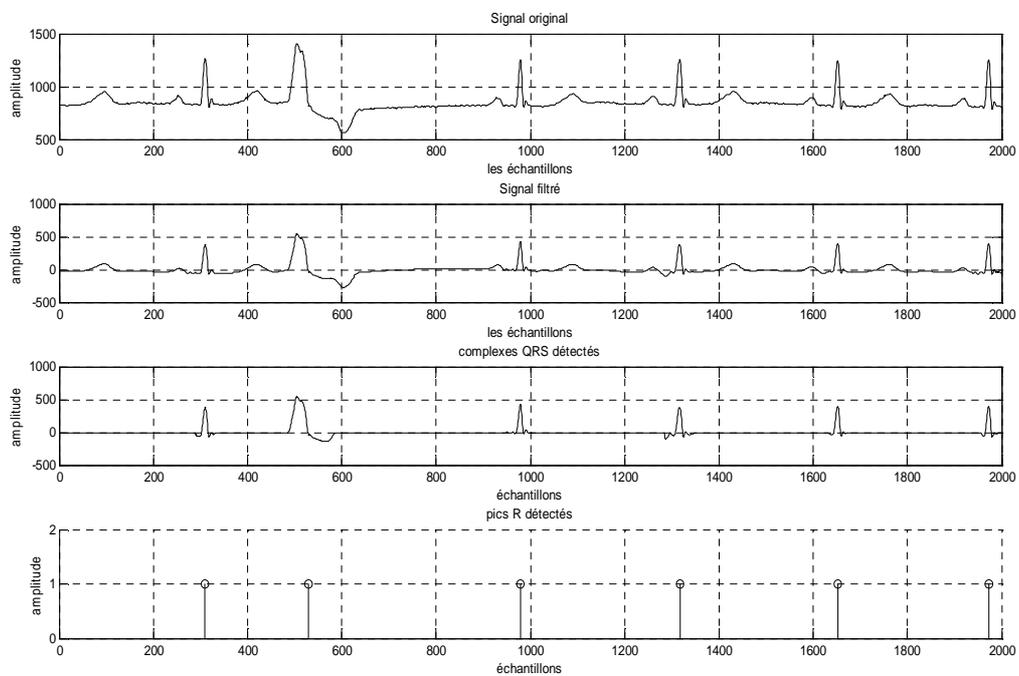


Figure IV.34 : Détection des complexes QRS dans le signal 119.

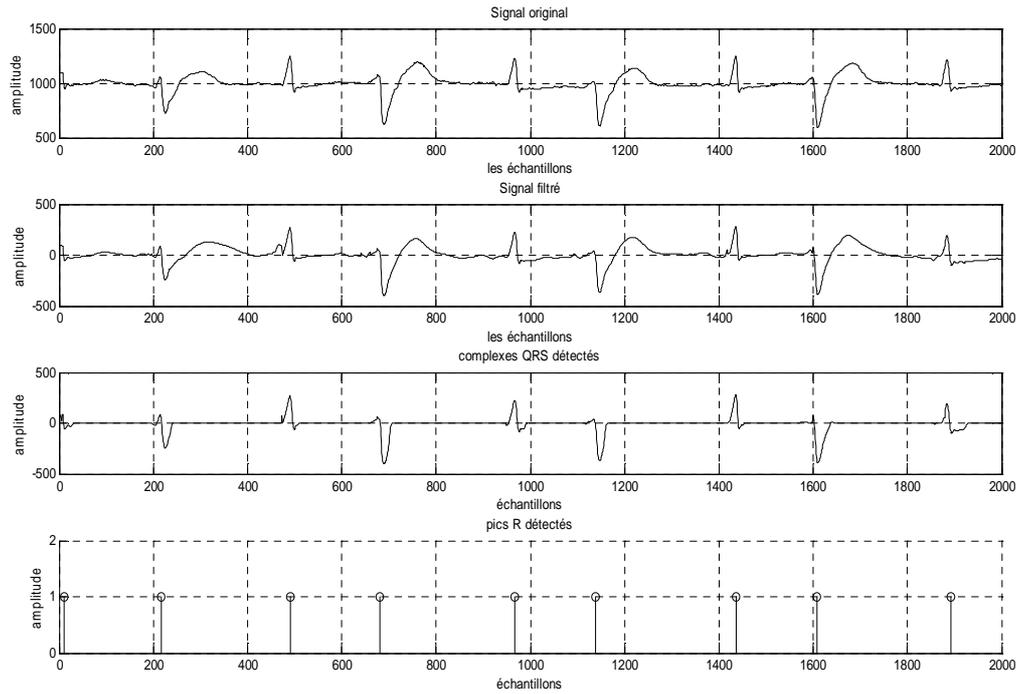


Figure IV.35 : Détection des complexes QRS dans le signal 200.

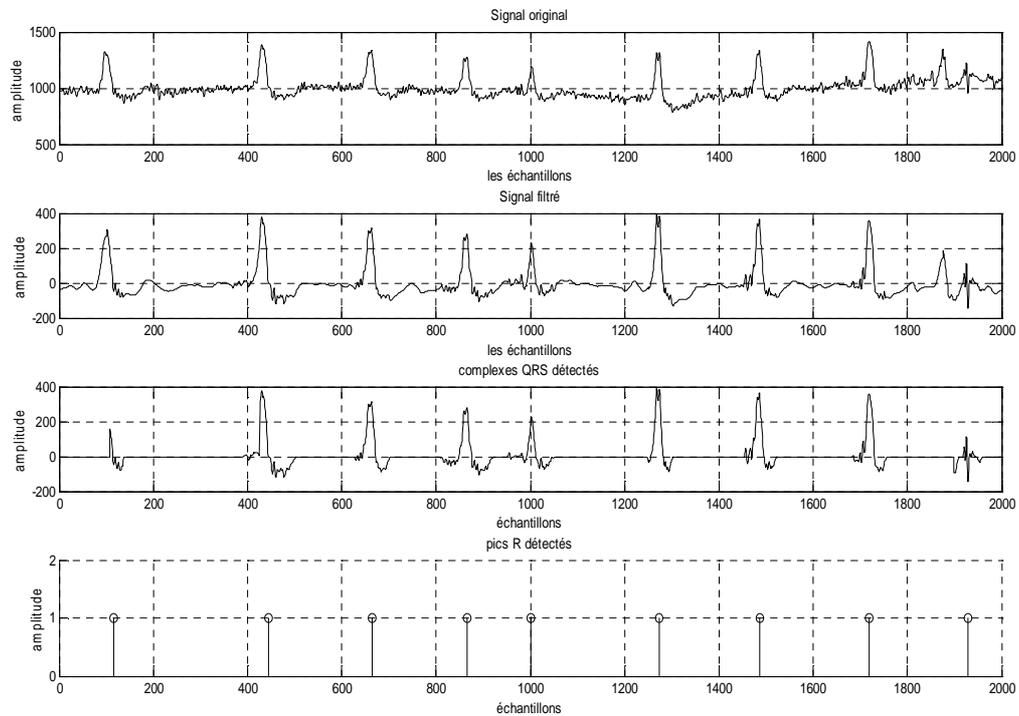


Figure IV.36 : Détection des complexes QRS dans le signal 203.

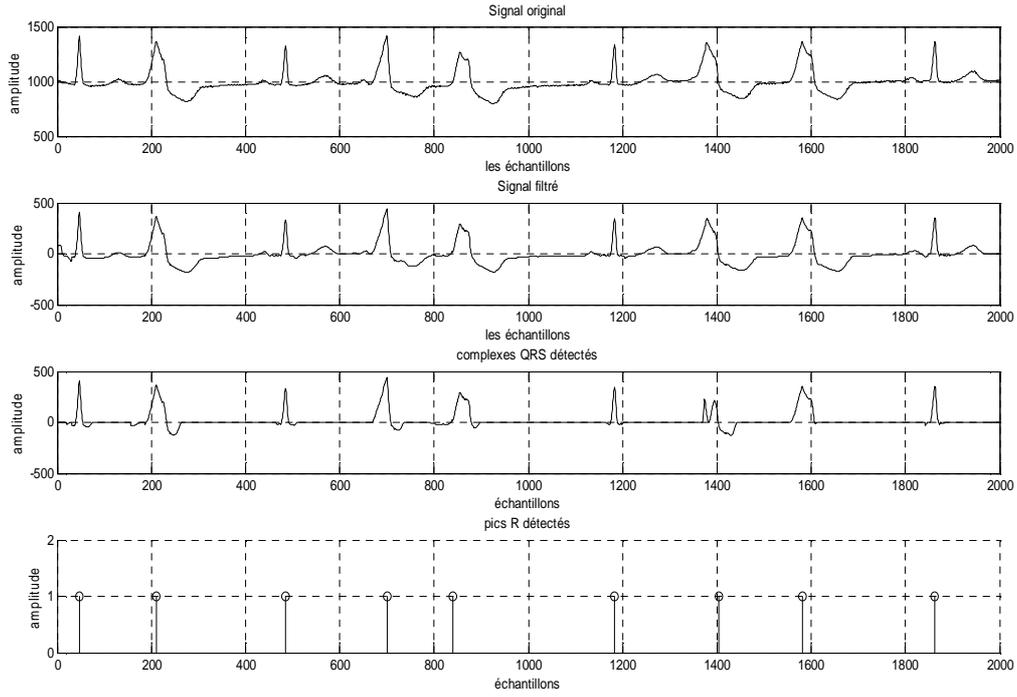


Figure IV.37 : Détection des complexes QRS dans le signal 208.

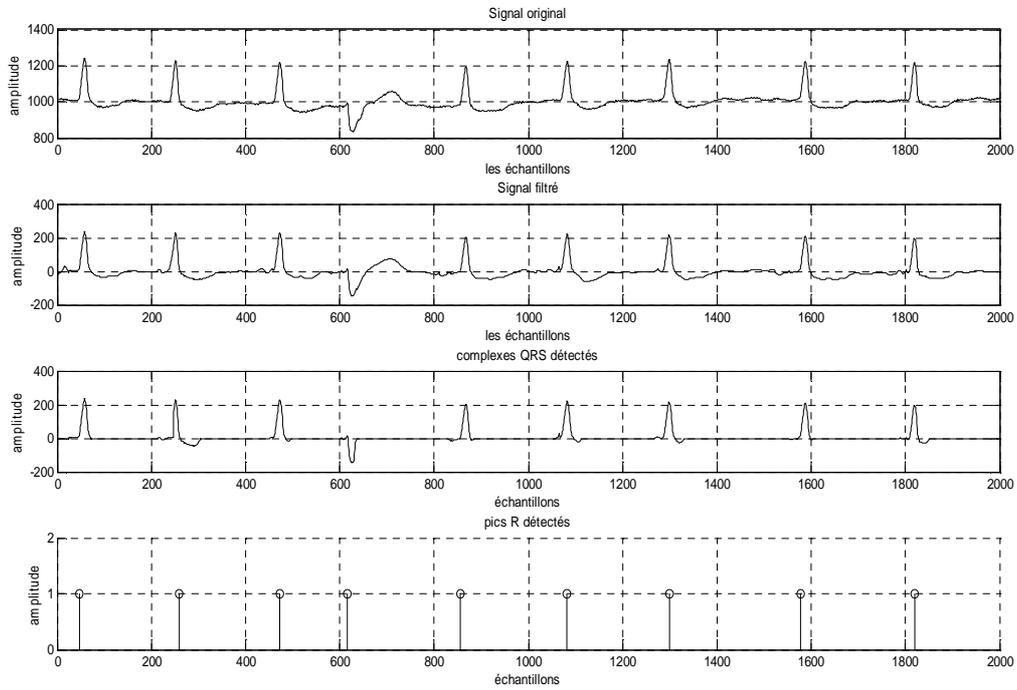


Figure IV.38 : Détection des complexes QRS dans le signal 210.

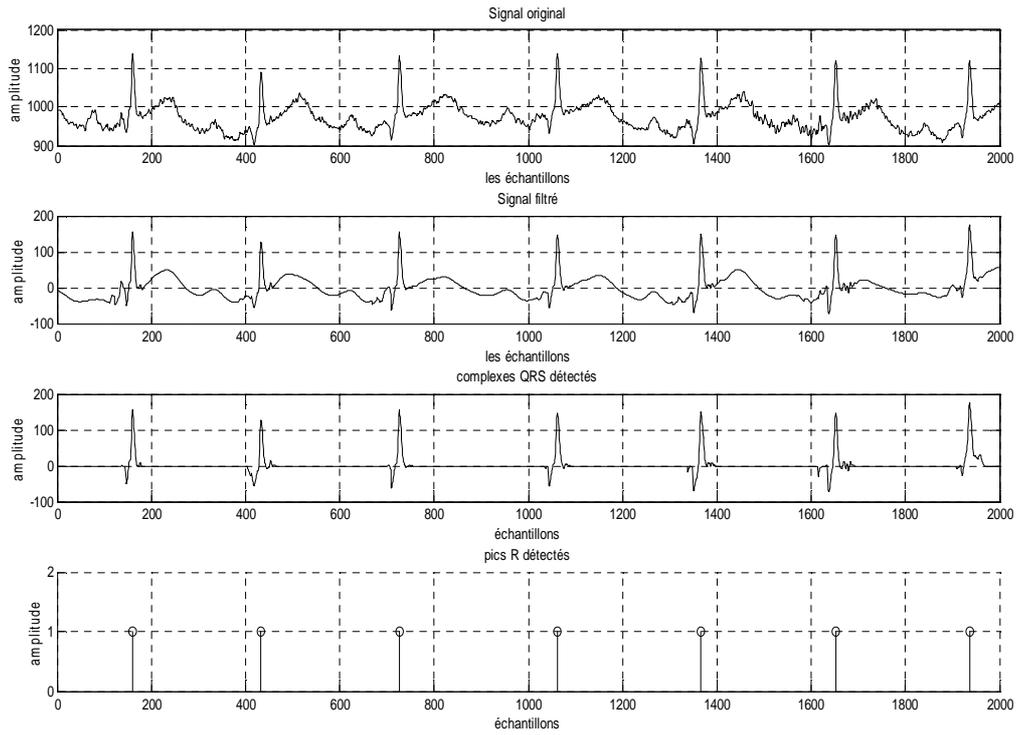


Figure IV.39 : Détection des complexes QRS dans le signal 228.

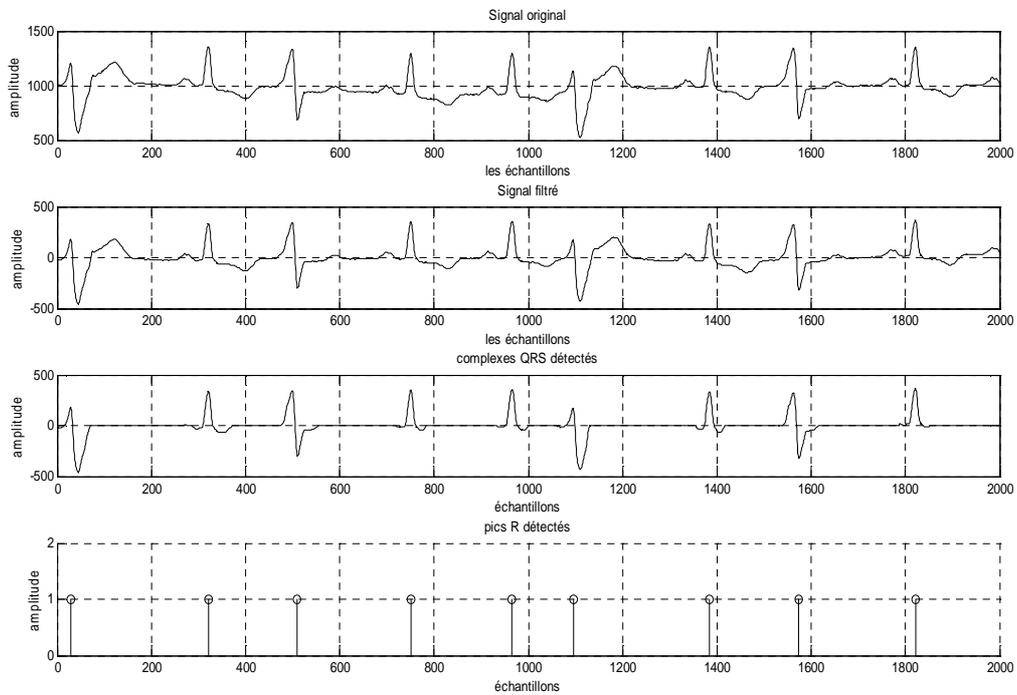


Figure IV.40 : Détection des complexes QRS dans le signal 233.

Une évaluation qualitative des figures précédentes permet de comparer le détecteur développé et basé sur la décomposition modale empirique avec d'autre méthode de détection des complexes QRS présentées dans la référence [Hadj, 2006] :

- Le signal 108 présente des complexes QRS inversés et comparable en amplitude aux ondes P, ce cas n'est détecté par les méthodes de Pan& Topkins, de Laguna et al et de Et Ying Sun et al pour la détection des complexes QRS.
- Les deux signaux 119, 200 et 233 présente un cas dont la morphologie des complexes QRS varie.
- Le signal 203 présente un signal ECG avec un bruit HF ainsi que la présence des ondulations de la ligne de base, et malgré ça un observe une bonne détection des complexes QRS.
- Les cas des signaux 208 et 210 présentent une bonne détection, au contraire à la méthode de Ivaylo Christov pour la détection des complexes QRS, car c'est un de le patient présente un rythme cardiaque élevé.
- Le cas de signal 228, présenté des ondulations de la ligne de base.

Dans tous les cas précédents, le détecteur développé donne des résultats satisfaisants pour la détection des complexes QRS, ce qui montre bien la performance de détecteur développé.

Afin d'évaluer le travail réalisé, l'algorithme de détection des complexes QRS est testé sur un certain nombre de signaux de la base de données MIT-BIH. Cette base de données contient aussi des fichiers de référence annotés sur le nombre et l'emplacement des complexes QRS détectés manuellement. Les résultats obtenus sont comparés avec ceux des fichiers de référence en utilisant les paramètres suivants :

1. Vrai positif (VP) :

Le vrai positif est un paramètre qui traduit le nombre des complexes QRS existants dans le tracé ECG et détecté par l'algorithme.

2. Faux positif (FP) :

Le faux positif traduit le nombre des positions des complexes QRS détectés et qui ne correspond pas un des complexes QRS dans les fichiers de référence.

3. Faux négatif (FN) :

Le faux négatif correspond au nombre des complexes QRS non détectés par l'algorithme.

Deux paramètres basés sur les paramètres précédents (VP, FP, FN), nous permettent de juger le détecteur des complexes QRS réalisé dans ce travail, ces deux paramètres sont :

1. La sensibilité de détecteur :

$$S_e = 1 - \frac{FN}{VP + FN} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (IV.26)$$

2. La spécificité de détecteur :

$$S_p = 1 - \frac{FP}{VP + FP} = \frac{VP}{VP + FP} \quad (IV.27)$$

Le nombre **VP + FN** correspond au nombre total de complexe QRS existants dans le tracé de signal ECG, il correspond au nombre annoté par les fichiers de référence de la base de données MIT-BIH. Et le nombre **VP + FP** correspond au nombre de complexes détectés par l'algorithme proposé.

Les résultats obtenus sont représentés sur le tableau IV.4 suivant :

Les signaux	VP	FP	FN	VP+FN	VP+FP	S _e	S _p
100	2264	0	10	2274	2264	99.5602	100
101	1876	0	398	2274	1876	82.4978	100
102	2082	0	192	2082	2082	91.5567	100
104	2201	0	73	2274	2201	96.7898	100
105	1770	0	504	2274	1770	77.8364	100
106	1786	0	488	2274	1786	78.5400	100

Tableau IV.4 : les résultats de détection.

Les résultats de détections des complexes QRS par le détecteur développé et basé sur la décomposition modale empirique détectent les complexes QRS avec une sensibilité de 78 à

99%. L'amélioration de l'approche de détection des pics R permet d'améliorer les résultats obtenus.

IV.6. Conclusion

Dans ce chapitre, deux approches pour le filtrage des ondulations de la ligne de base ont été présentées. Ces deux approches donnent de bons résultats lors de l'application sur des enregistrements de la base de données MIT-BIH.

Une nouvelle approche en se basant sur la décomposition modale empirique pour le filtrage de bruit haute fréquence HF, basée sur la décomposition modale a ainsi développé, discuté et implémenté. Les résultats obtenus sont de meilleure performance que ceux obtenus par l'ondelette et le filtre médian.

Les approches ainsi étudiées confirment la capacité de la décomposition modale empirique pour l'analyse et le traitement des signaux non linéaires et non stationnaires.

Un nouveau détecteur des complexes QRS a aussi été présenté dans ce chapitre en se basant sur les résultats obtenus par le filtrage. Ce détecteur donne des résultats satisfaisants lors de son application sur l'ensemble des enregistrements de la base de données MIT-BIH.

Conclusion générale

Dans ce travail, une technique récente dans le domaine de traitement des signaux physiologique, appelé la décomposition modale empirique (EMD : Empiricale Mode Decomposition), a été étudiée et appliquée pour le signal électrocardiogramme (ECG).

Cette méthode a pour objectif de décomposer les signaux en différents modes ayant une bonne signification physique. Cela veut dire notamment que la connaissance de ces modes permet de comprendre de manière intuitive le contenu fréquentiel du signal.

La conception de l'algorithme de la décomposition modale empirique, ainsi présenté dans ce travail est simple, mais, il repose sur un certain nombre de degrés de liberté (nature des interpolations, gestions des effets de bords, critères d'arrêts) laissés à l'appréciation de l'utilisateur.

Dans le cadre de ce travail, plusieurs approches basées sur la décomposition modale empirique étaient décrites, implémentés et évaluées pour le filtrage de signal ECG. Les approches ainsi étudiées confirment la capacité de la décomposition modale empirique pour l'analyse et le traitement des signaux non linéaires et non stationnaires.

Un nouveau détecteur des complexes QRS a été développés en exploitant la décomposition modale empirique. Ce détecteur était implémenté et évalué sur l'ensemble des enregistrements de la base de données MIT-BIH. Les résultats obtenus à travers les évaluations qualitatives et quantitatives ont montré les performances de cette technique.

Comme perspectives, nous espérons perfectionner et enrichir ce travail par :

- Approfondir l'étude théorique sur la décomposition modale empirique surtout ce qui concerne les critères d'arrêts,
- Amélioration de l'approche de détection des pics R, en choisissant des seuillage en amplitude et en temps appropriés, car tout le travail dépend de cette partie.
- Développement d'autre méthode pour le filtrage basé sur la décomposition modale empirique.

Annexe

Estimation de la fréquence instantanée FI via la transformée d'Hilbert
[Jean_Christophe, 2005]

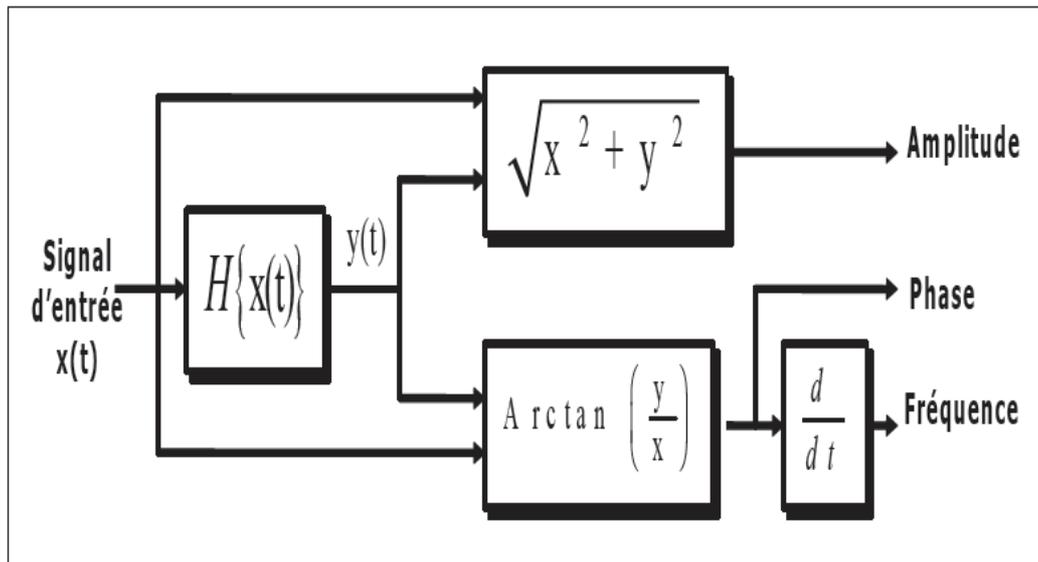


Figure A.1 : Principe d'estimation de la FI via La transformée d'Hilbert.

Avec $h\{x(t)\}$ est la transformée d'Hilbert de signal $x(t)$, donnée par la relation suivante :

$$H\{x(t)\} = \frac{1}{\pi} vp \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(s)}{t-s} ds \quad (A.1)$$

Vp : la valeur principale

Pour une sinusoïde, cette définition donne la fréquence habituelle. Malheureusement la fréquence instantanée de la somme de deux sinusoïdes ordinaires est la moyenne de leurs fréquences, ce qui ne correspond pas à l'analyse de Fourier. L'analyse de Fourier n'est pas utilisable en pratique car elle ne sait pas gérer la superposition de fréquences.

Références bibliographiques

[Arturas, 2004] Arturas Janusauskas, Rytis Jurkonis, Arunas Lukosevi Cius, Skaidra Kurapkien, Alvydas Paunksnis, "The Empirical Mode Decomposition and the Discrete Wavelet Transform for Detection of Human Cataract in Ultrasound Signals", Biomedical Engineering Institute, Kaunas Technology University, Lithuania, INFORMATICA, Institute of Mathematics and Informatics, 2004, pp 545

[Besrou, et al., 2004] R. Besrou, Z. Lachiri et N. Ellouze, "Détection de l'Onde R d'un Electrocardiogramme Basée sur le Produit Multiéchelle", université de Tunisie, IEEE 2007.

[Blanco, 2008] M. Blanco-Velasco, B. Weng, K.E. Barner, "ECG signal denoising and baselinewander correction based on the empirical mode decomposition", Computers in Biology and Medicine, Vol.38, Issuel, , January 2008, pp 1-13.

[Boustane, et al., 2004] T. Boustane et G. Quelled, " Implantation de la methode EMD en C avec interface Matlab", Rapport de projet fait à l'Institut Superieur d'Informatique, de Modelisation et de leurs Applications ISIMA, UBIERE, France, 2004, pp 6-14.

[Boutaa, 2006] Boutaa Mohammed, "Analyse et qauntification de la correlation du rythme cardiaque avec les différentes composantes du signal ECG", mémoire de magister en electronique- option signaux et système, département d'Electronique, Faculté des sciences de l'Ingénieur-université de Tlemcen, 03 juillet 2006, pp 26-47.

[Bronzino, 2000] J.D. Bronzino, "The Biomedical Engineering Hand Book", second édition CRC Press LLC 2000.

[Chauvin, et al., 2007] M. Chauvin, A. Leenhardt, "Electrocardiogramme : indications et interprétation".

[Christophe, 2004] Christophe Damerval, "Empirical Mode Decomposition", Rapport de stage DEA Mathématiques Appliquées, Laboratoire de Modélisation et de Calcul (LMC), 2003-2004, pp 2-52.

[couderc, 1996] Jen-Philippe Courderc, "Analyse quantitative des composants temps-échelle de l'ECG à haute résolution moyenné pour l'évaluation du risque de tachycardie ventriculaires et de la morte subite après un infractus du myocarde", thèse de doctorat en génie biologique et médical, institut national des sciences appliquées, Lyon, 1996.

[Damerval, 2004] C. Damerval, "Empirical Mode Decomposition", Rapport de stage DEA Mathématiques Appliquées, Laboratoire de Modélisation et de Calcul (LMC), ISIMA, AUBIERE, France, 2004, pp 2-52.

[Daniel, 2007] Daniel TCHIOTSOP, "Modélisation polynomiales des signaux ECG. Application à la compression", Thèse de doctorat en Automatique et Traitement du Signal, département de Formation Doctorale en Automatique, Institut National Polytechnique de Lorraine, Ecole Doctorale IAEM Lorraine, France, 15 novembre 2007, pp 40-44.

[Denis, 2005] B. Denis, "Les bases électrophysiologiques de l'électrocardiogramme", publication Septembre 2005, article disponible sur le site :
<http://www-sante.ujfgrenoble.fr/SANTE/CardioCD/cardio/index.html>

[ECG, 2008] "Physiologie du cœur", article disponible sur le site :
<http://fr.wikipedia.org/wiki/Électrocardiographie>.

[Erçelebi, 2004], Ergun Erçelebi, "Electrocardiogram signals denoising using lifting based discrete wavelet transform", Computers in Biology and Medicine, Vol.34, Issuel, , January 2008, pp 479-493.

[Geddes, et al., 1989] L.A. Geddes and L.E. Baker, "Principles of applied biomédical instrumentation", third edition, Wiley-Interscience publication, 1989, pp 694-696.

[Hadj, 2006] Z.E. Hadj Slimane, "Analyse et synthèse de méthodes de détection du complexe QRS du signal électrocardiogramme", thèse de doctorat- option traitement de signal, département d'Electronique, Faculté des sciences de l'Ingénieur-université de Tlemcen, février 2006, pp 5-13.

[Huang, et al., 98A] N.E. Huang, Z.Shen, S.R. Long, M.C. Wu, H.H. Shih, Q. Zheng, N.C. Yen, C.C. Tung and H.H. Liu, "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non stationary time series analysis", Proceedings of the Royal Society of London, , 1998, pp 454 et 903 à 995.

[Huang, et al., 98B] [Huang, et al., 98B] N.E. Huang and Z. Wu, "An Adaptive Data Analysis Method for nonlinear and Nonstationary Time Series: The Empirical Mode Decomposition and Hilbert Spectral Analysis", 1998, pp 1-6.

[Jean-Christophe, 2005] Jean-Christophe Cexus, "Analyse des signaux non-stationnaires par Transformation de Huang, Opérateur de Teager-Kaiser, et Transformation de Huang-Teager

(THT)”, Thèse de doctorat en traitement du signal et télécommunications, Institut de Recherche de l’École Navale, École doctorale : Mathématiques, Télécommunications, Informatique, Signal, Système et Électronique (MATISSE), l’Université de Rennes 1, France, 12 décembre 2005, pp 1-53.

[Min, et al., 2008]. [Min, et al., 2008] Z. Min-cong, Z. Kai-yu, LI Cong-xin, “Segmented second algorithm of empirical mode decomposition”, 2008, pp 1-6..

[Moore, et al., 2004] J. Moore and G. Zouridakis, “Biomedical technology and devices handbook”, Biomedical Engineering, Second edition, CRC Press LLC, 2004, pp 6-22.

[Najim, 2004] Najim Mohamed, “synthèse des filtres numérique en traitement de signal et des images”, Traitement de signal et des images, Lavoisier, Paris, 2004, pp 163-176.

[nstdb, 2009] Noise Stress Test Database, base de données disponible sur le site : www.physionet.org/physiobank/database/nstdb/.

[Patrick2, 2004] Patrick Flandrin, Gabriel Rilling, Paulo Gonçalves “Empirical Mode Decomposition as a Filter Bank”, SIGNAL PROCESSING LETTERS, IEEE, 2004, pp 112-114.

[Patrick1, 2003] Patrick Flandrin, Paulo Gonc Alves, “Sur la décomposition modale empirique”, Ecole Normale Supérieure de Lyon, Italie, 2003, pp 1.

[Putchi, et al., 2005] D. Prutchi and M. Norris, “Design and Development of Medical Electronic Instrumentation”, Wiley-Interscience, pp 85 et 370.

[Tchiotsop, 2007] D. Tchiotsop, “Modélisation polynomiales des signaux ECG. Application à la compression”, Thèse de doctorat en Automatique et Traitement du Signal, l’institut National polytechnique de Lorraine, INPL Nancy, France, 15 novembre 2007.

[Vaseghi, 2000]. [Vaseghi, 2000] S.V. Vaseghi, “Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction”, Second Edition, John Wiley et Sons, Vol.37, page 297-313, 2000.

[Velasco, et al., 2007] Manuel Blanco-Velasco, BinweiWengb, Kenneth E. Barnerc, “ECG signal denoising and baselinewander correction based on the empirical mode decomposition”, ELSEVIER, 2007, pp 1-12.

[Wavtool] Wavelet Toolbox User’s guide (Matlab).