

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



UNIVERSITE MOHAMED SEDDIK BENYAHIA JIJEL

Faculté des sciences et de la technologie

Département d'électronique

N° :2022/2023

MEMOIRE DE MASTER

DOMAINE: Sciences et Technologies

FILIERE: Electronique

SPECIALITE: Electronique des Systèmes Embarqué

Thème

**Filtrage des signaux électrocardiographiques
par la méthode de décomposition modale
empirique**

Présenté Par : HELLA Dalila

Encadré Par : Dr. BOUAZIZ Fatiha

GUEMRAOUI Imen

Date de soutenance: 26/06/2023

Jury de Soutenance

Président : YACEF Rima

Grade : MCB

UnivMSB jijel

Encadreur : BOUAZIZ Fatiha

Grade : MCA

Univ MSB jijel

Examineur : Boukabou Abdelhakim

Grade : Prof

Univ MSB jijel

Promotion : 2022 /2023

Dédicace

Je dédie ce modeste travail de fin d'étude à :

mes parents,

mes frères,

mon binôme,

et tous mes amis.

Dalila

Dédicace

A mes parents,

A mes sœurs et mes frères,

A mon binôme,

A mes collègues.

Imen

Remerciements

Nos remerciements vont tous à Dieu tout puissant pour la volonté, la santé et la patience qu'il nous a donné pour terminer ce travail.

En premier lieu, Nous exprimons nos profonds remerciements et notre vive connaissance à Madame Fatima BOUAZIZ, Maître de conférences à l'université de Jijel, pour avoir proposé et dirigé ce travail et de suivi de près et de manière continue ce mémoire. Nous avons trouvé ici l'occasion de lui exprimer notre respect et notre gratitude les plus sincères.

Un grand merci aussi aux membres de jury qui ont accepté la lourde et noble tâche d'être membre de ce jury. Nous leurs exprimons toute notre gratitude d'avoir accepté de juger et d'examiner ce travail.

Nous ne terminons pas sans avoir exprimé nos vifs remerciements à tous les enseignements du département d'Electronique qui ont contribué à notre formation pendant de nombreuses années.

Imen & Dalila

Sommaire

Table des matières

Remerciements	
Dédicaces	
Résumé	
Table des figures	
Table des tableaux	
Liste des Acronymes	
Introduction générale	

Chapitre I

I.1 Introduction.....	4
I.2.Système cardio-vasculaire.....	4
I.2.1 Le cœur.....	4
a. Anatomie du cœur.....	4
b. Fonctionnement électrique du cœur.....	5
I.2.2 La circulation du sang.....	7
a. La circulation systémique	7
b. La circulation pulmonaire	8
I.3 La systole et la diastole.....	8
I.4 La conduction électrique du coeur.....	9
I.4.1 Le nœud sinusal.....	9
I.4.1 Nœud auriculo-ventriculaire(NAV).....	9
I.4.3 Le faisceau de His	9
I.4.4 Les fibres de Purkinje	10
I.5 Le signal électrocardiographique	10
I.5.1 Ondes et intervalles de l'ECG	11
a. Les ondes caractérisent un ECG normal	11
b. Les segments et les intervalles d'un ECG normal.....	12
I.6 Dérivations d'électrocardiographie.....	12
I.6.1 Dérivations bipolaires	12
I.6.2 Dérivations unipolaires	13
I.6.3 Dérivations précordiales	13
I.7 Le rythme et la fréquence cardiaque	14
I.7.1 Le rythme cardiaque.....	14
I.7.2 La fréquence cardiaque.....	14
I.8 Les bruits et les artéfacts observés sur le signal ECG.....	15
I.8.1 Bruits techniques	15

a. Bruit dû au secteur	15
b. Bruit dû aux mouvements d'électrodes.....	16
I.8.2 Artefacts physiques	16
a. Mouvements de la ligne de base	17
b. Bruit myoélectrique ou tremblement somatique	17
I.9 Conclusion.....	18

Chapitre II

II.1 Introduction	19
II.2 La représentation temps-fréquence.....	19
II.2.1 La transformée de Fourier	19
II.2.2 La transformée de Fourier à court terme	20
II.3 La transformée en ondelettes	20
II.3.1 Définitions	20
II.3.2 L'analyse par ondelettes.....	21
II.4 Les types de la transformée en ondelettes	22
II.4.1 La transformée en ondelettes continue (TOC)	22
II.4.2 La transformée en ondelettes discrète (TOD)	23
II.5 L'analyse multi-résolution	24
II.5.1 L'algorithme de Mallât.....	24
a. <i>La décomposition à un seul niveau</i>	24
b. <i>La décomposition à plusieurs niveaux</i>	26
II.6 Les familles d'ondelettes	27
II.7 Conclusion.....	27

Chapitre III

III.1 Introduction	28
III.2 Description de la méthode de décomposition modale empirique.....	28
III.2.1 Le principe de la décomposition.....	28
III.2.2 La transformée de Hilbert.....	29
III.3 Le tamisage (Sifting Process).....	30
III.3.1 Critère d'arrêt du processus de tamisage.....	36

III. 3.2 La méthode d'interpolation	37
III.4 Propriétés de la méthode EMD.....	37
III.4.1 L'erreur d'estimation	37
III.4.2 L'adaptabilité et localité	40
III.4.3 La résolution fréquentielle	42
III.5 Comparaison de la méthode EMD avec la transformée en ondelette	44
III.6 Conclusion.....	47

Chapitre IV

IV.1 Introduction	48
IV.2 La base de données MIT-BIH.....	48
VI.2.1 Description de la base de données MIT-BIH.....	48
VI.2.2 Dérivations de la base de données MIT-BIH.....	49
IV.2.3 Différents fichiers de la base MIT-BIH.....	49
a. Fichier de données (.dat)	49
b. Fichier header (.hea)	49
c. Fichier annotation (.atr)	49
IV.3 Description de la méthode de débruitage des signaux ECG	50
IV.3.1 Principe générale de la méthode.....	50
IV.3.2 La décomposition modale empirique des signaux ECG	52
IV.3.3 Filtrage passe-bas des modes intrinsèques.....	54
IV.3.4 La décomposition en ondelettes discrète du signal corrigé.....	55
IV.3.4 Le seuillage des coefficients de détail.....	58
IV.4 Application de l'algorithme pour le débruitage des segments ECG différents.....	60
IV.5 Application de l'algorithme de débruitage sur des signaux mélangés avec un bruit blanc gaussien.....	64
IV.6 Conclusion.....	68
Conclusion générale	69
Bibliographie.....	71

Liste des figures

Table des figures

Figure 1.1 : le schéma fonctionnel du cœur.....	5
Figure 1.2 : Propagation de l'excitation cellulaire.....	6
Figure. 1.3 : le principe fonctionnement électrique du cœur.....	6
Figure 1.4 : Circulation systématique et pulmonaire	8
Figure 1.5 : Figure 1.5 Le système spécialisé d'excitation.....	10
Figure 1.6 : le signal tracé ECG.....	Error! Bookmark not defined.
Figure 1.7 : Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivation bipolaires.....	Error! Bookmark not defined.
Figure 1.8 : Montage de Goldberger pour l'enregistrement des dérivation unipolaires augmentées.	13
Figure 1.9 : Position des électrodes pour les dérivation unipolaires précordiales	Error! Bookmark not defined.
Figure 1.10 : le bruit du au secteur.....	Error! Bookmark not defined.
Figure 1.11 : le bruit du au secteur.....	Error! Bookmark not defined.
Figure I.12 : Dérive de la ligne de base.....	17
Figure I.13 : Bruit myoélectrique ou tremblement somatique	Error! Bookmark not defined.
Figure II.1 : Principe de la transformée de Fourier	19
Figure II.2 : Principe de la transformée de Fourier à court terme.....	20
Figure II.3 : Principe de la transformée en ondelettes.....	21
Figure II.4 : Un exemple d'une ondelette mère.....	22
Figure II.5 : Une ondelette pour : (a) $a > 1$, (b) $a = 1$, et (c) $a < 1$	22
Figure II.6 : La décomposition 1D par TOD du signal $f(t)$	25
Figure II.7 : Un exemple de la décomposition d'un signal 's' par l'algorithme de Mallât.....	25
Figure II.8 : La reconstruction 1D par TODI du signal $f(t)$	26
Figure II.9 : Le principe de l'algorithme d'analyse et de synthèse multi-résolution à l'échelle 26 d'un signal $s(n)$	27
Figure III.1 : Principe d'estimation de la FI et AI via le signal analytique	30

Figure III.2 : La représentation du signal $x(t)$	31
Figure III.3: L'enveloppe supérieure et inférieure obtenues par interpolation des maxima	31
Figure III.4: La moyenne locale du signal $x(t)$	32
Figure III.5 : La représentation des composantes IMFs de 1 à 5.....	33
Figure III.6 : La représentation des résidus.....	34
Figure III.7 : Organigramme de la méthode EMD.....	35
Figure III.8 : La représentation du: (a) signal $x_1(t)$, (b) composante rapide,(c)composante..... lente.....	38
Figure III.9: Décomposition EMD du signal $x_1(t)$: (a)IMF ₁ , (b) IMF ₂ , (c) Résidu.	39
Figure III.10:Le résidu de la décomposition du signal $x_1(t)$	40
Figure III.11 : Représentation temporelle du signal $x_2(t)$	41
Figure III.12 Décomposition EMD du signal $x_2(t)$	41
Figure III.13 : Représentation temporelle du signal original $y(t)$	43
Figure III.14 : Représentation des IMF _s du signal $y(t)$	43
Figure III.15: Représentation temporelle du signal original $z(t)$	44
Figure III.16: Les modes (IMF _s) de la décomposition EMD du signal $z(t)$	45
Figure3.17: Coefficients de détail de la décomposition par la TOD du signal $z(t)$	45
Figure III.18: Coefficients d'approximation de la décomposition par la TOD du signal $z(t)$	46
Figure III.19 : Erreur d'estimation : (a) de l'EMD, et (b) de la TOD.....	46
Figure IV.1 : Organigramme général de la méthode de débruitage des signaux ECG.....	51
Figure IV.2 : Représentation temporelle du signal original 115 (5.5-10 s).....	52
Figure IV.3 : Décomposition EMD du signal original à douze niveaux.....	53
Figure IV.4: Représentation temporelle des nouveaux modes filtrés.....	54
Figure IV.5: Représentation d'un segment de l'enregistrement 115 : (a) le signal original, (b) le signal corrigé.....	55
Figure IV.6: La fonction d'ondelette db.....	56
Figure IV.7 : Tracé des coefficients d'approximation du signal ECG corrigé.....	57
Figure IV.8 : Tracé des coefficients de détail du signal ECG corrigé.....	57
Figure IV.9: La courbe caractéristique de seuillage doux.....	58
Figure IV.10: Représentation temporelle du signal : (a) original, (b) débruité.....	60
Figure IV.11 : Représentation temporelle du segment 203 (14-26 s) : (a) signal original, (b) signal débruité.....	61
Figure IV.12 : Représentation temporelle du segment 205 (22-26 s): (a) signal original (b) signal débruité.....	62
Figure IV.13 : Représentation temporelle du segment 101 (130-134 s) : (a) signal original, (b) signal débruité.....	63

<i>Figure IV.14: Représentation temporelle du signal ECG mélangé avec un bruit blanc Gaussien</i>	64
<i>Figure IV.15 : Décomposition EMD du signal mélangé avec un bruit blanc à douze niveaux</i>	65
<i>Figure IV.16 : Représentation temporelle d'un segment ECG : (a) mélangé avec un bruit blanc, (b) débruité</i>	66

Liste des tableaux

Liste des tableaux

<i>Tableau 1: Familles d'ondelettes</i>	28
<i>Tableau 2: Pseudo code de l'algorithme EMD</i>	Error! Bookmark not defined. 9
<i>Tableau 3: Les valeurs des performances de débruitage mesurées en utilisant différentes valeurs du RSB0</i>	67

Introduction générale

Introduction générale

Un électrocardiogramme (ECG) représente l'enregistrement de la variation de l'activité électrique du cœur et il reste le signal le plus couramment utilisé pour le diagnostic des pathologies cardiaques. Ce signal est constitué de trois parties essentielles : l'onde P, le complexe QRS et l'onde T et il comporte aussi des intervalles et des segments différents. La détection des paramètres caractéristiques du signal ECG nécessite un bon tracé. Cependant, ce signal est souvent affecté par différentes sources de bruit, comme : l'activité électrique musculaire (EMG), l'ondulation de la ligne de base,...etc, ce qui rend son interprétation difficile. Afin de traiter et analyser les signaux physiologiques, plusieurs méthodes mathématiques peuvent être utilisées.

L'analyse fréquentielle par la transformée de Fourier (TF) est basée sur la décomposition d'un signal en une somme de fonctions élémentaires périodiques (sinus et cosinus). Elle est conçue pour analyser des signaux linéaires et stationnaires. Cependant, elle présente un problème de la mauvaise localisation fréquentielle dans le temps [1]. La transformée en ondelettes (TO) est une technique d'analyse temps-échelle, qui utilise une fonction de base appelée "ondelette mère" pour décomposer le signal. La signification physique des différents modes est meilleure dans l'analyse des signaux non stationnaires. Cependant, elle présente certaines limites lors de l'analyse de signaux non linéaires [2].

Les méthodes citées précédemment ont montré leurs limites, notamment pour traiter des signaux biomédicaux aux propriétés non linéaires et non stationnaires. La méthode de décomposition modale empirique (EMD) permet de résoudre ce problème, car elle ne repose pas sur des fonctions prédéfinies, mais elle décompose le signal de manière adaptative en un ensemble de fonctions de modulation d'amplitude et de fréquence appelées IMF (Intrinsic Mode Functions), extraites directement du signal lui-même. Ces IMFs sont décrites en termes de détection des maxima et des minima du signal. La méthode EMD repose sur le même principe de filtrage que la transformée en ondelettes, c-à-d la première IMF est de haute fréquence, puis la fréquence diminue progressivement avec l'augmentation du niveau de la décomposition.

Dans le cadre de ce travail, nous nous intéressons au débruitage par l'utilisation de la méthode de décomposition en modes empiriques (EMD) des signaux ECG réels issues de la base

de données universelle MIT-BIH [3]. Donc, l'objectif principale a été focalisé sur une amélioration de la qualité des tracés ECG en supprimant les différentes sources de bruit de haute et de basse fréquence qui peuvent les affecter. L'algorithme de débruitage implémenté est basé sur l'utilisation conjointe d'un ensemble de méthodes, telles que : la méthode EMD, le filtre passe-bas, la transformée en ondelettes discrète (TOD), et le seuillage des coefficients d'ondelettes.

Le travail effectué dans ce mémoire est organisé en quatre chapitres :

Le premier chapitre décrit le signal électrocardiographique (ECG), à savoir : son origine physiologique, les méthodes utilisées pour son enregistrement, ses ondes, ses segments et intervalles, ainsi que les différentes sources de bruit qui l'affectent.

Le deuxième chapitre détaillera l'analyse temps-fréquence des signaux à l'aide de la transformée en ondelettes (TO) en donnant : son aspect théorique, ses types et ses propriétés. L'analyse multi-résolution par la transformée en ondelettes discrète est également bien exposée.

Le troisième chapitre est consacré à la description de la méthode de décomposition modale empirique (EMD). L'aspect global de cette méthode est d'abord introduit, puis le principe de l'algorithme de décomposition basé sur le processus de tamisage est aussi bien décrit. Nous terminons ce chapitre par une démonstration de plusieurs caractéristiques principales de la technique EMD.

Le quatrième chapitre est destiné pour décrire l'algorithme mis en œuvre pour le débruitage des signaux ECG issues de la base de données MIT-BIH. Dans un premier lieu, le signal original est décomposé par la méthode EMD en utilisant douze niveaux de décomposition. Ensuite, nous appliquons un filtre passe-bas à tous les modes obtenus (IMFs) pour éliminer les perturbations de haute fréquence observés sur ces modes. La reconstruction par la transformée EMD inverse donne un signal avec une ligne de base corrigée. Donc, ce signal est dépourvu du bruit de basse fréquence dû au processus de respiration. Puis, afin d'éliminer le bruit de haute fréquence, nous décomposons le signal par la transformée en ondelettes discrète avec l'ondelette de Daubechies d'ordre 6 (Db6) pour cinq niveaux de décomposition, suivi par l'application d'un seuillage doux des coefficients de détail, puis une reconstruction du signal filtré en employant la transformée en ondelettes discrète inverse (TODI). Enfin, nous évaluons l'algorithme de

Introduction générale

débruitage implémenté par utilisation de plusieurs amplitudes d'un bruit blanc gaussien ajouté au signal original. Cette évaluation est effectuée en termes de la mesure du rapport signal sur bruit après filtrage et aussi de l'erreur quadratique moyenne.

Enfin, nous terminons ce travail par une conclusion générale résumant l'ensemble des résultats obtenus, ainsi que les perspectives envisageables de notre travail.

Chapitre I

Présentation de l'électrocardiogramme (ECG)

I.1 Introduction

Le traitement du signal électrocardiographique (ECG) est essentiel dans de nombreuses disciplines médicales. En fait, un ECG est un outil non invasif que les médecins l'utilisent pour explorer la fonction cardiaque en utilisant des électrodes externes posés en contact avec la peau. Ce signal cardiaque reflète l'activité électrique du cœur qui se manifeste par des battements cardiaques représentant souvent l'un des facteurs importants dans le diagnostic de certaines anomalies cardiaques.

Dans ce chapitre, nous passons en revue une description du signal électrocardiographique (ECG). Tout d'abord, un aperçu général sur le fonctionnement du système cardiovasculaire, et particulièrement du cœur est présenté. L'origine et la nature du signal ECG ainsi que les processus de son enregistrement sont aussi exposés en détail. Enfin, nous présentons les différentes sources de bruits pouvant être observés sur les tracés ECG, que l'on rencontre en utilisation clinique.

I.2 Système cardio-vasculaire

L'appareil cardio-vasculaire est le système de transport du corps humain qui comprend le cœur, les vaisseaux sanguins et le sang. Il est responsable de la circulation du sang dans tout le corps permettant ainsi l'apport d'oxygène et de nutriments aux cellules et l'élimination des déchets métaboliques. Le système cardio-vasculaire joue également un rôle important dans la régulation de la température corporelle et dans la réponse immunitaire.

I.2.1 Le cœur

Le cœur est un organe vital du corps humain qui pompe le sang à travers les vaisseaux sanguins pour fournir de l'oxygène et des nutriments aux différents organes du corps. Il est situé dans la poitrine, entre les poumons, et est composé de quatre chambres : les deux oreillettes et les deux ventricules. Le cœur est responsable de la circulation sanguine qui permet à notre corps de fonctionner correctement.

a. Anatomie du cœur

L'anatomie du cœur est l'étude de la structure du cœur qui est l'organe principal du système cardio-vasculaire. Le cœur est un organe musclé constitué de quatre chambres : deux oreillettes et deux ventricules. Les oreillettes sont situées en haut du cœur et reçoivent le sang qui revient des veines. Les ventricules sont situés en bas du cœur et pompent le sang vers les

artères. Le cœur est entouré d'une membrane appelée 'le péricarde' qui le protège et le maintient en place dans la poitrine.

Il est alimenté en sang par les artères coronaires, qui sont situées à la surface du cœur, dont son fonctionnement est régulé par un système de conduction électrique qui permet une contraction synchronisée de ses différentes parties.

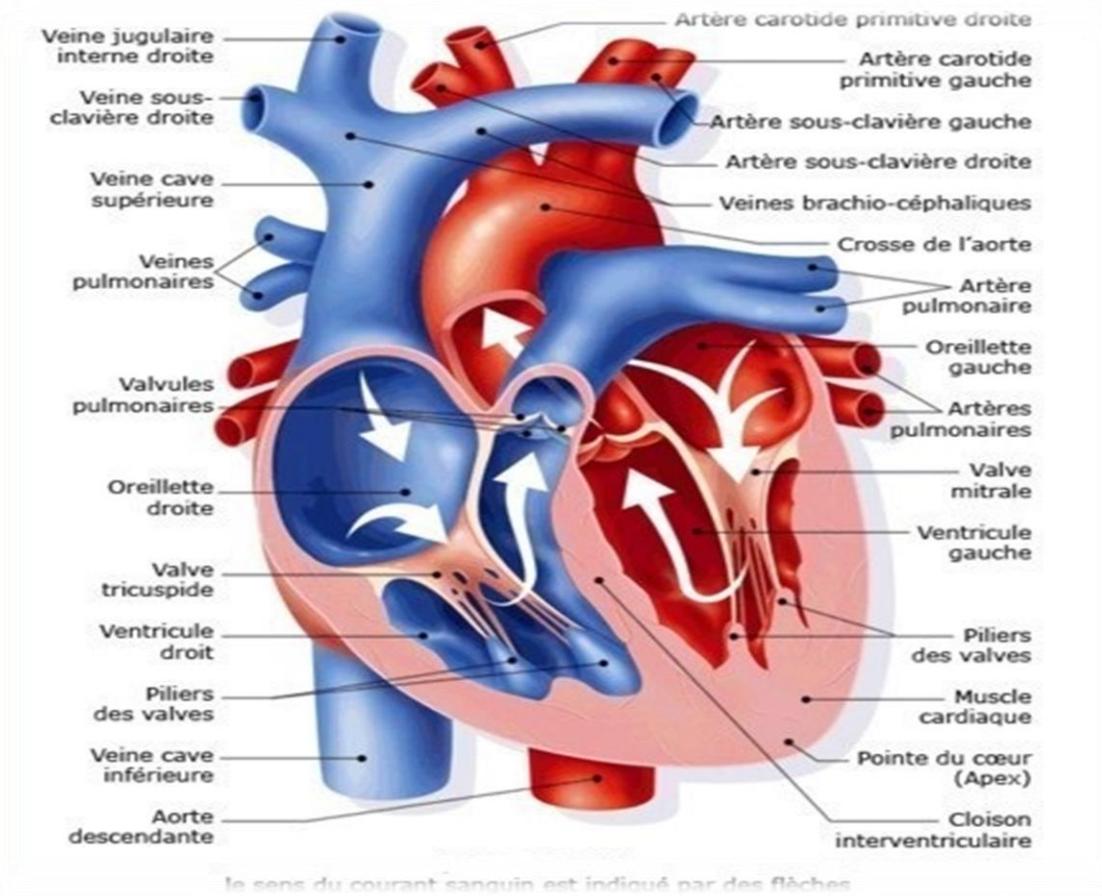


Figure I.1 : Le schéma fonctionnel du cœur [5].

b. Fonctionnement électrique du cœur

Le cœur bat environ 120 000 fois par jour pour assurer la circulation sanguine. Pour pouvoir fonctionner régulièrement, il utilise un centre de contrôle automatique de conduction électrique, assurant chacun de ses battements. Le système de "pacemaker" interne est appelé le nœud sinusal, et se trouve dans la paroi de l'oreillette droite. Cette région produit une impulsion électrique qui gagne une région centrale du cœur appelée nœud auriculo-ventriculaire, d'où elle est transmise à l'ensemble du tissu musculaire ventriculaire. Cette onde électrique produit la contraction du muscle cardiaque responsable de l'éjection du sang

vers les poumons et l'aorte. Le nombre de contractions observées par minutes correspond au rythme cardiaque.

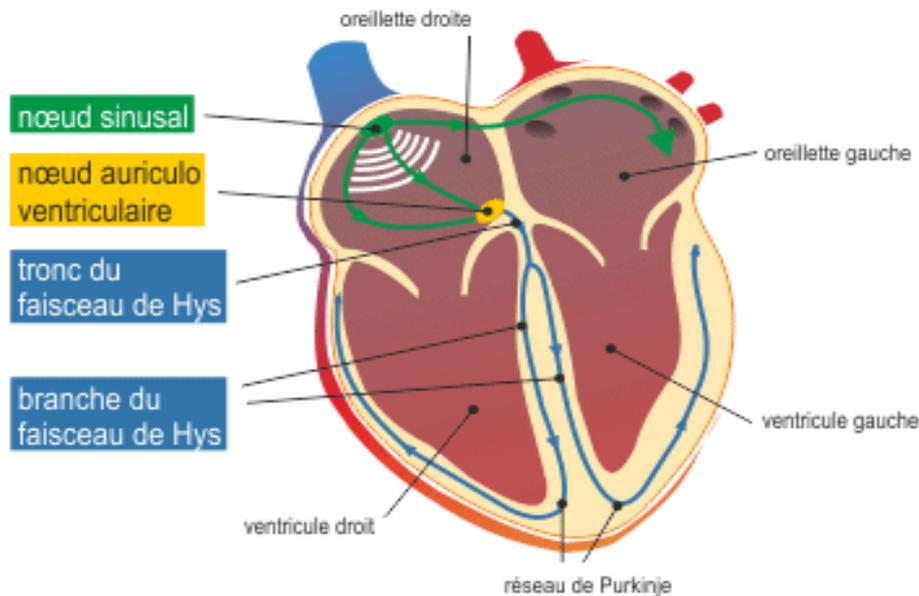


Figure I.2 : Propagation de l'excitation cellulaire [6].

L'impulsion électrique se propage dans le muscle cardiaque induisant sa contraction (Figure I.3). Elle prend naissance dans le sinus puis se propage dans les oreillettes entraînant leurs contractions (systole auriculaire). L'impulsion arrive alors au nœud auriculo-ventriculaire (AV), seul point de passage électrique entre les oreillettes et les ventricules. Une courte pause est alors introduite juste avant la propagation dans les fibres constituant le faisceau de HIS. Au passage de l'impulsion électrique, les ventricules se contractent à leur tour (systole ventriculaire). Après la décontraction du muscle (diastole), les cellules se repolarisent et le cœur devient pris pour un nouveau battement.

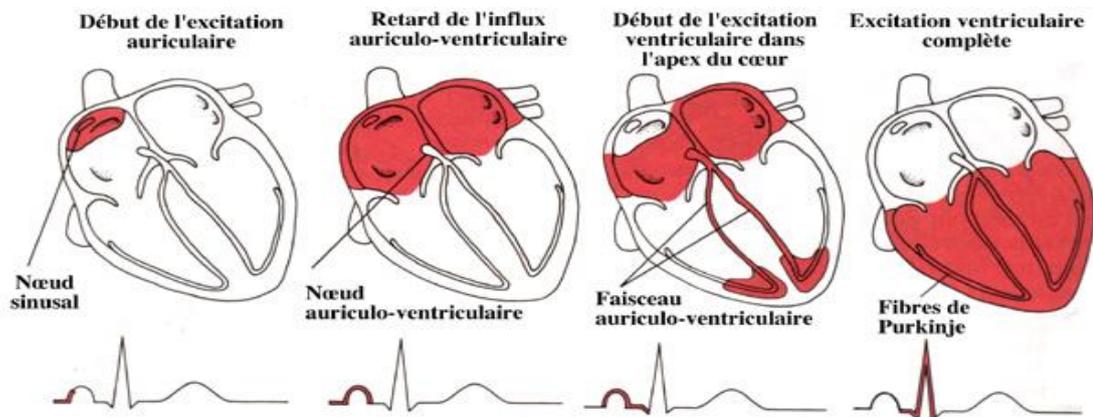


Figure I.3 : Le principe de fonctionnement électrique du cœur [6].

Le fonctionnement correct et sain du cœur peut être contrôlé par cette activité électrique. Par exemple un mauvais fonctionnement du nœud sinusal peut entraîner certains problèmes au niveau de la fréquence et du rythme. Une fréquence trop lente (bradycardie) ou trop rapide (tachycardie) peut avoir des incidences sur le travail cardiaque.

L'étude des variations de l'enregistrement de l'activité électrique des cellules cardiaques s'appelle l'électrocardiographie et le signal graphique enregistrable est le signal Electrocardiographique (ElectroCardioGramme : ECG).

I.2.2 La circulation du sang

La circulation du sang se produit en plusieurs étapes :

- Le sang oxygéné provenant des poumons est acheminé vers le cœur par les veines pulmonaires et est déversé dans l'oreillette gauche.
- L'oreillette gauche se contracte poussant le sang dans le ventricule gauche.
- Le ventricule gauche se contracte ensuite pompant le sang dans l'aorte représentant la plus grande artère du corps.
- L'aorte se divise ensuite en différentes artères qui acheminent le sang vers les organes et les tissus du corps.
- Le sang délivre de l'oxygène et des nutriments aux cellules puis revient vers le cœur par les veines.
- Le sang non oxygéné provenant du corps est recueilli par les veines caves et est déversé dans l'oreillette droite.
- L'oreillette droite se contracte, poussant le sang dans le ventricule droit.
- Le ventricule droit se contracte ensuite, pompant le sang vers les poumons où il sera à nouveau oxygéné.

a. La circulation systémique

La circulation systémique ou la grande circulation comprend la partie gauche du cœur (dite le cœur gauche) contenant l'oreillette gauche et le ventricule gauche [33]. Elle assure la distribution générale du sang aux tissus de l'ensemble du corps et les organes vitaux : cerveau, reins, foie, ...etc.

b. la circulation pulmonaire

La circulation pulmonaire ou la petite circulation, comprend l'oreillette et le ventricule droit (dite le cœur droit). Elle a pour fonction de transporter le sang vers les poumons où il se débarrasse du CO₂ et absorbe de l'oxygène. Il est ensuite redirigé vers le cœur dans l'oreillette gauche, par les veines pulmonaires [33].

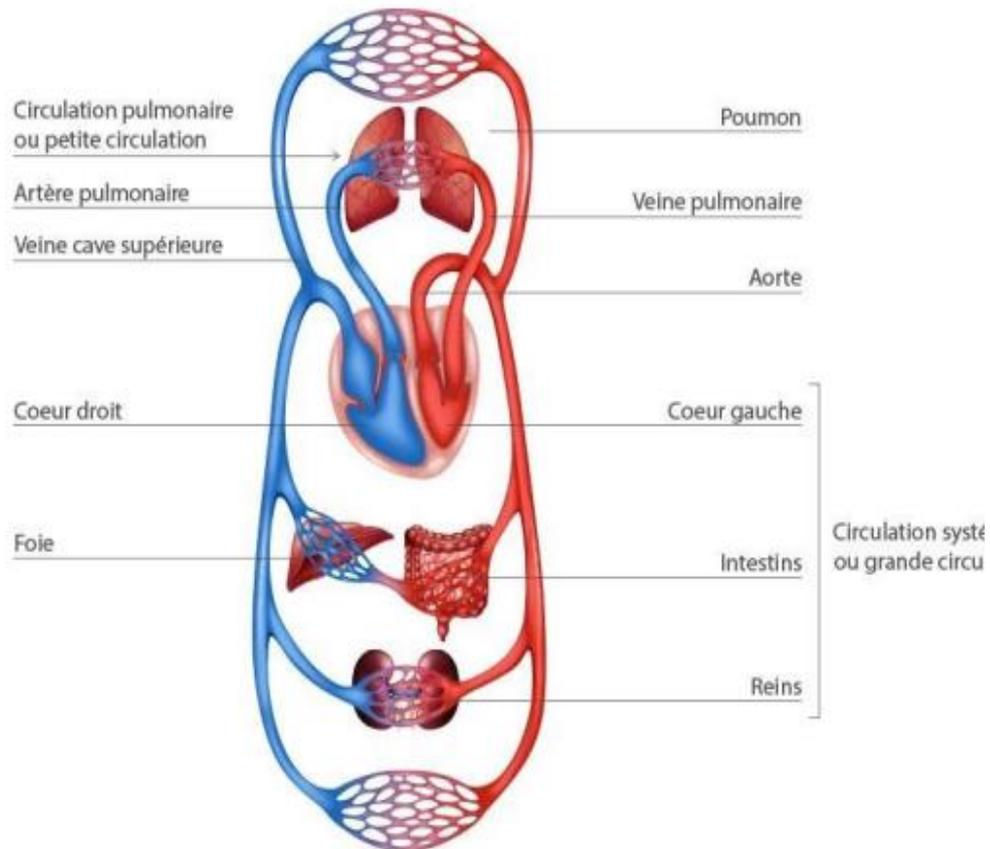


Figure I.4 : Circulation systématique et pulmonaire [26].

I.3 La systole et la diastole

Le cycle sanguin est constamment répété et divisé en deux périodes : la systole et la diastole.

La systole est la période correspondant à l'expulsion du sang dans la grande et la petite circulation. On le divise en trois phases : la systole auriculaire, la contraction ventriculaire et la systole ventriculaire isovolumiques.

- La systole auriculaire est la contraction de l'oreillette due à sa dépolarisation.
- La contraction ventriculaire isovolumique commence lorsque les cellules musculaires du myocarde ventriculaire se contractent.

- La systole ventriculaire commence lorsque les pressions dans les ventricules dépassent les pressions dans l'artère pulmonaire et l'aorte.
- La diastole est la phase de détente du coeur lorsqu'il se remplit de sang. Cette période comprend deux phases: la relaxation ventriculaire isométrique et la phase de repos.
- La relaxation ventriculaire fait suite à la systole, dont les ventricules se détendent et la pression tombe au-dessous de celle de l'aorte et de l'artère pulmonaire.
- La phase de repos est celle durant laquelle le sang de la veine cave coule librement vers les ventricules via les oreillettes [52].

I.4 La conduction électrique du cœur

La contraction du muscle cardiaque (ou myocarde) est provoquée par la propagation d'une impulsion électrique qui excite les cellules musculaires dans un ordre bien établi de sorte que la réduction est aussi efficace que possible. Le système spécialisé d'excitation ou de conduction électrique comprend : le nœud sinusal, les voies intermodales spécialisées, le nœud auriculo-ventriculaire (NAV), le faisceau de His et les fibres de Purkinje (Figure I.5). L'activité électrique normale du cœur suit la séquence de mise en marche suivante :

I.4.1 Le nœud sinusal (NS)

L'activité électrique est créée spontanément dans le nœud sinusal situé dans la pièce en haut dans la paroi intérieure de l'atrium droit, où s'ouvre la veine cave supérieure. Le pouls cardiaque initié dans le nœud sinusal est transmis à tous les deux oreillettes. Cette activation est facilitée au moyen des voies spécialisées intermodales qui relient le nœud sinusal au nœud auriculo-ventriculaire.

I.4.2 Nœud auriculo-ventriculaire (NAV)

Il est situé au bas de l'oreillette droite et se compose de conduction électrique lente. L'activation électrique qui se produit au NAV est physiologique (environ 100 ms) avant d'atteindre le faisceau de His. Cette nature physiologique de NAV permet de protéger les ventricules contre une activation excessive et donnant aux oreillettes un temps de vidange plus long avant la contraction ventriculaire optimale.

I.4.3 Le faisceau de His

Il est situé dans la partie supérieure du septum inter-ventriculaire et ses fibres traversent le tissu conjonctif (nonexcitateur) qui sépare électriquement les oreillettes des ventricules. Dans le cas normal, les faisceaux du NAV et de His constituent les seules voies de

propagation possible de l'activité électrique entre les oreillettes et les ventricules. Les faisceaux de His comprennent deux branches : droite et gauche.

I.4.4 Les fibres de Purkinje

A l'extrémité des branches, existe un réseau de fibres atteignant les murs des ventricules. Les fibres de Purkinje se terminent par des anastomoses, favorisant leur excitation.

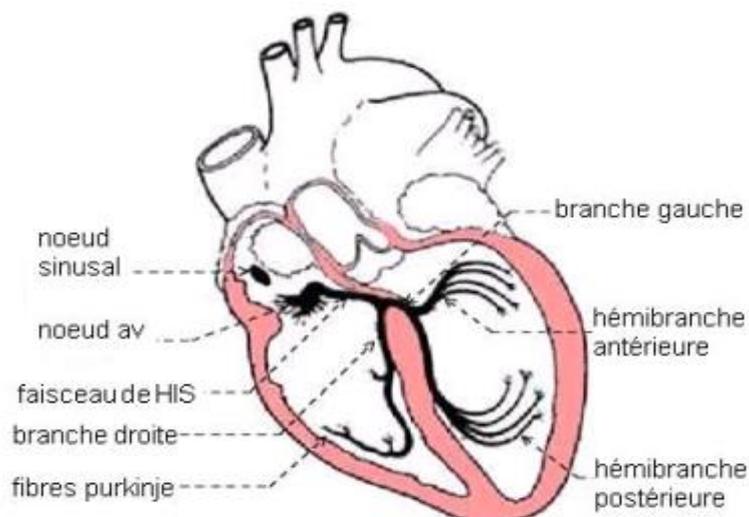


Figure I.5 : Le système spécialisé d'excitation.

I.5 Le signal électrocardiographique

Le signal électrocardiographique (ECG) est une représentation graphique de l'activité électrique du cœur. Il est obtenu en plaçant des électrodes sur la peau du patient, qui captent les signaux électriques générés par le cœur lorsqu'il se contracte.

L'ECG est composé de plusieurs ondes et intervalles qui reflètent les différentes phases de l'activité cardiaque. La première onde, appelée onde P, correspond à la dépolarisation des oreillettes, c'est-à-dire leur contraction. Elle est suivie d'un intervalle appelé complexe QRS, qui représente la dépolarisation des ventricules, c'est-à-dire leur contraction. Enfin, l'onde T correspond à la repolarisation des ventricules, c'est-à-dire leur relaxation.

L'analyse de l'ECG permet de détecter des anomalies dans l'activité cardiaque, telles que des arythmies, des blocs de conduction ou des infarctus du myocarde. Elle peut également être utilisée pour surveiller l'efficacité d'un traitement ou pour évaluer le risque de complications cardiovasculaires chez les patients à risque.

I.5.1 Ondes et intervalles de l'ECG

La dépolarisation et la repolarisation des structures myocardiques apparaît sur l'ECG comme une série de déviations ou d'ondes superposées sur une ligne droite de potentiel zéro, appelée ligne équipotentielle ou ligne de base. Ces déviations sont dites actives s'ils se situent au-dessus de la ligne équipotentielle, sinon elles sont dites négatives. Pour chaque battement cardiaque, l'ECG enregistre principalement trois ondes continues successives [53,54] (Figure I.6).

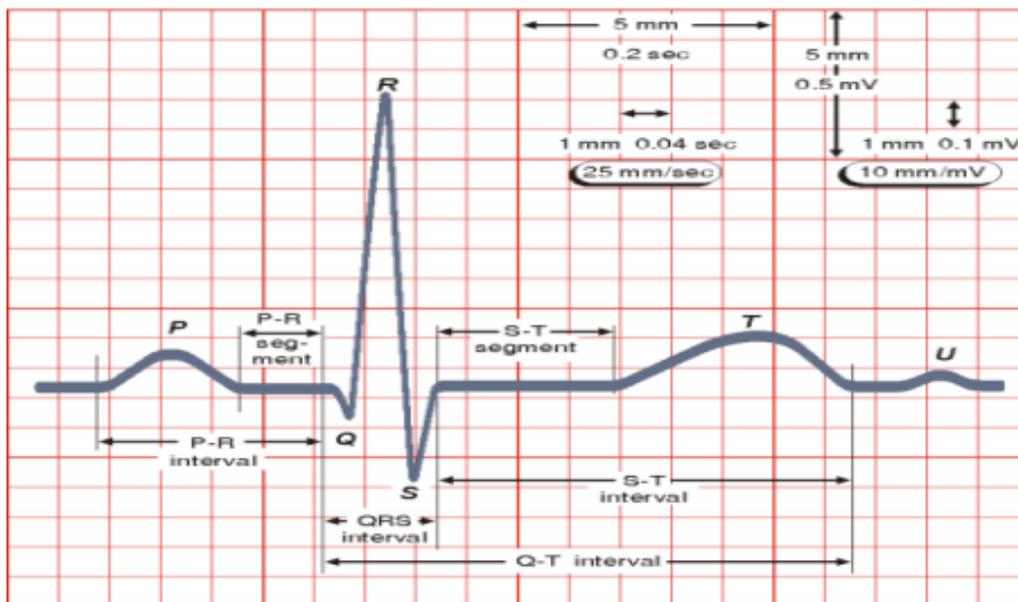


Figure I.6 : Les caractéristiques d'un signal ECG.

a. Les ondes caractérisent un ECG normal

- Onde P : elle représente la dépolarisation auriculaire. Cette onde peut être positive ou négative ayant une durée d'environ 90 ms. Souvent son observation est difficile, surtout en environnement bruyant.
- Complexe QRS : il correspond à la dépolarisation ventriculaire précédant les effets mécaniques de la systole, et il apparaît sur le tracé ECG avec amplitude maximale. Il se compose de trois vagues continues : l'onde négative Q, l'onde positive R et l'onde négative S. Sa durée normale est comprise entre 85 et 95 ms.
- Onde T : elle correspond à la repolarisation des ventricules, peut être négative, positive ou diphasique et a généralement une amplitude plus faible que le complexe QRS. Cette onde succède au complexe QRS après retour à la ligne isoélectrique.

b. Les segments et les intervalles d'un ECG normal

L'ECG a également plusieurs fonctions d'intervalle, comme le montre la figure I.6.

- Intervalle RR : il est délimité par les pics de deux ondes R consécutives à partir desquelles la fréquence est estimée. Cet intervalle est utilisé pour détecter les arythmies ainsi que pour étudier la variabilité de la fréquence cardiaque.
- Segment ST : il représente l'intervalle de temps pendant lequel le ventricule reste dépolarisé actif. Il est également défini comme le temps entre la fin de l'onde S et le début de l'onde T.
- Intervalle PQ : il représente l'intervalle de temps entre le début de la polarisation auriculaire et le début de la dépolarisation ventriculaire. Il représente le temps que prend l'impulsion électrique propagée du nœud sino-auriculaire aux ventricules, il est mesuré entre le début de l'onde P et du complexe QRS.
- Intervalle QT : il indique le temps entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T. Cet intervalle reflète la durée de la dépolarisation et de la repolarisation ventriculaire.

I.6 Dérivations d'électrocardiographie

Les potentiels électriques générés par le cœur se propagent dans tout l'organisme et apparaissent à la surface du corps. On mesure la différence de potentiel (d.d.p) en deux points de la surface du corps à l'aide d'une paire d'électrodes. En plaçant plusieurs paires d'électrodes à différentes positions, on obtient des résultats différents puisque le champ électrique du cœur est spatio-dépendant. Si on mesure le vecteur cardiaque dans une seule direction, on ne sera pas en mesure de le caractériser entièrement [6]. Il est donc important d'avoir un standard de positionnement des électrodes (dérivations) pour l'évaluation clinique du signal ECG. En cardiologie, l'examen le plus couramment employé est l'ECG douze dérivations, où le signal électrocardiographique qu'est visualisé selon 12 axes privilégiés :

I.6.1 Dérivations bipolaires

Les trois dérivations bipolaires ont été introduites par Einthoven en 1906 [10], elles déterminent la différence de potentiel entre les couples d'électrodes disposés sur les membres (Figure I.7) : la dérivation DI représente la différence du potentiel mesurée entre le bras droit (électrode négative) et le bras gauche (électrode positive), la dérivation DII entre le bras droit

(électrode négative) et la jambe gauche (électrode positive) et la dérivation DIII entre le bras gauche (électrode négative) et la jambe gauche (électrode positive).

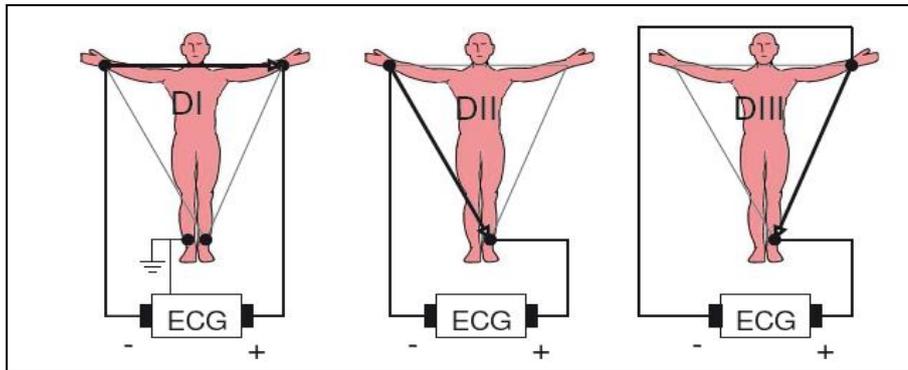


Figure I.7 : Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires [10].

I.6.2 Dérivations unipolaires

Les dérivations unipolaires permettent d'étudier l'activité électrique du cœur sur le plan frontal. Elles ont été introduites initialement par Wilson [11] en 1934 et améliorées par Golberger en 1942[12]. Golberger a introduit le concept de dérivations unipolaires augmentées. Les dérivations unipolaires des membres sont acquises en plaçant l'électrode positive sur : le bras droit (aVR), le bras gauche (aVL) et la jambe gauche (aVF). Ces trois dérivations constituent trois vecteurs passant au centre du triangle d'Einthoven (Figure I.8).

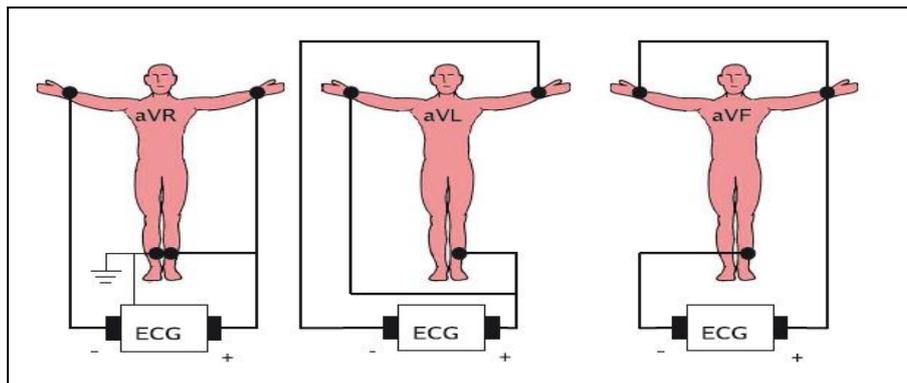


Figure I.8 : Montage de Goldberger pour l'enregistrement des dérivations unipolaires augmentées [12].

I.6.3 Dérivations précordiales

Ce sont des dérivations unipolaires, mises au point par Wilson [13]. Les dérivations précordiales, notées V1 à V6 mesurent la différence de potentiel entre la borne centrale de

Wilson et l'ensemble de positions spécifiques de la surface thoracique montrées sur la figure I.9.

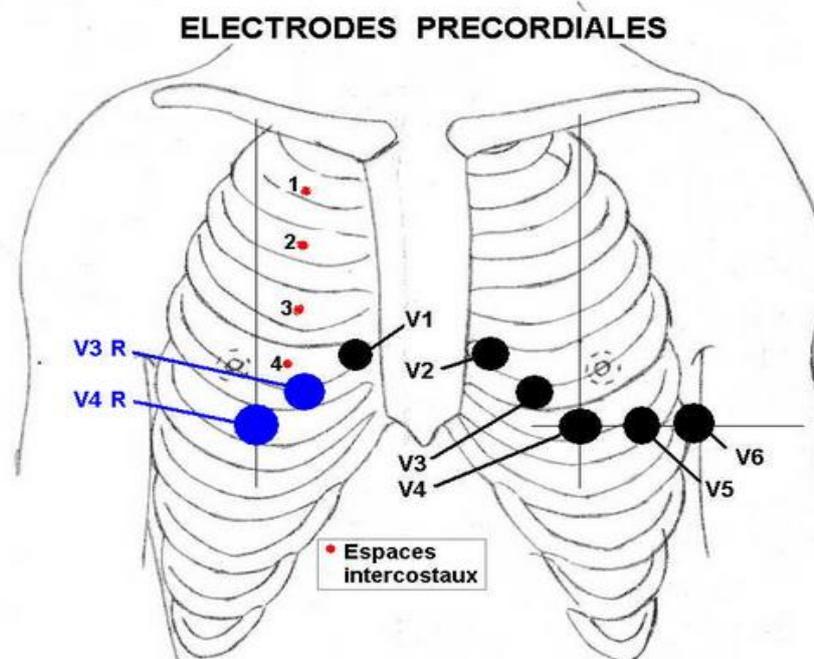


Figure I.9 : Position des électrodes pour les dérivations unipolaires précordiales [13].

I.7 Le rythme et la fréquence cardiaque

I.7.1 Le rythme cardiaque

Le rythme cardiaque dépend de l'endroit de la génération de l'impulsion électrique dans le cœur et de la régularité ou non de sa propagation. Un rythme cardiaque est dit sinusal dans le cas normal où l'activité électrique est générée par le nœud sinusal et il est régulier si les complexes QRS sont similaires et l'intervalle R-R est quasi-constant sur tout le tracé ECG.

I.7.2 La fréquence cardiaque

La fréquence cardiaque est le nombre de cycles cardiaques par unité de temps (par minute). Elle est très rapide chez un nouveau-né, rapide chez un enfant et légèrement plus lente chez une personne âgée. La fréquence cardiaque est aussi définie comme étant le nombre de contractions ventriculaires par unité de temps ; autrement dit, sur l'ECG on la repère grâce au nombre de complexes QRS, donc de dépolarisation des ventricules par une impulsion électrique, à chaque minute.

Pour un sujet sain, le rythme cardiaque est régulier et sinusal. Il est caractérisé par une fréquence cardiaque comprise entre 60 à 100 battements par minutes (bpm) durant la journée

et 40 à 80 bpm durant la nuit. Lors de l'inspiration, la fréquence cardiaque augmente alors qu'elle diminue durant l'expiration.

Le rythme cardiaque et la respiration sont parfaitement synchronisés pour obtenir les meilleures performances en circulation sanguine et distribution d'oxygène dans l'organisme. Cela engendre moins de pertes d'énergies lors de la réalisation d'activités, qu'elles soient physiques ou intellectuelles. Cependant, le rythme cardiaque peut être modifié par l'émotion, la peur, la colère, l'effort physique et l'état physiologique de l'organisme. Il est donc indispensable de prendre en considération l'état et l'activité du patient avant d'effectuer un diagnostic.

I.8 Les bruits et les artéfacts observés sur le signal ECG

Sur tout enregistrement électrocardiographique, il peut apparaître des événements indésirables pouvant brouiller le tracé et, parfois, induire en erreur le diagnostic final. Ces bruits sont reconnaissables par l'œil expérimenté qui les identifie avant d'effectuer son diagnostic. Les effets indésirables peuvent avoir plusieurs sources : techniques, physiques ou pathologiques. Les artéfacts prennent une place particulière puisqu'ils induisent des modifications des performances des algorithmes d'analyse automatique de l'électrocardiogramme [2,53].

I.8.1 Bruits techniques

Le matériel utilisé lors de l'enregistrement ECG doit être manipulé avec précaution car il peut être une source de bruit. Les plus courants sont présentés ci-dessous :

a. Bruit dû au secteur

Le réseau de distribution électrique peut parfois brouiller le signal ECG avec une onde dont l'harmonique principale est à 50 Hz comme montre la figure I.10. Ce type de bruit apparaît sur tout l'enregistrement et peut être assez fort mais il s'élimine facilement avec un filtre sélectif car il représente un bruit de haute fréquence à bande étroite.

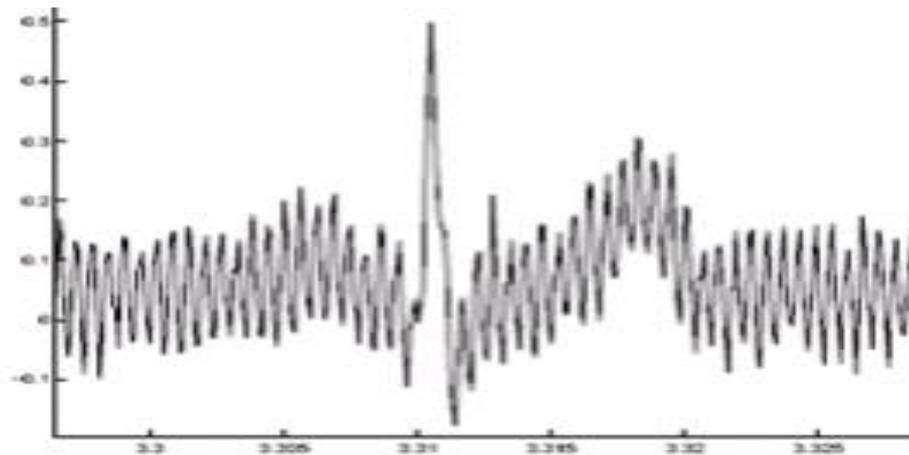


Figure I.10 : le bruit dû au secteur.

b. Bruit dû aux mouvements d'électrodes

Lorsque les électrodes sont connectées incorrectement, des sauts brusques de la ligne de base apparaissent. L'effet sur le tracé peut aller de la simple diminution d'amplitude à l'apparition de pics lorsque les électrodes sont en contact intermittent avec la peau. Ces pics peuvent parfois être confondus avec les ondes du tracé normal comme le montre la figure I.11. Ce type de bruit intermittent à bande spectrale large s'élimine difficilement car son énergie se trouve dans la même gamme de fréquence que le complexe QRS.

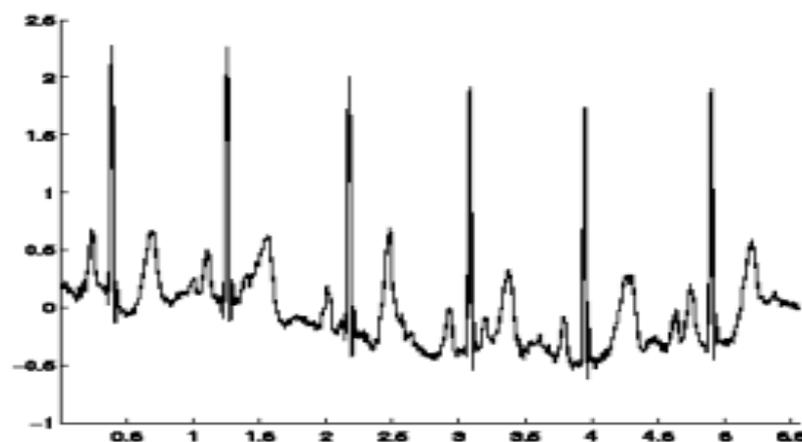


Figure I.11 : Le bruit dû aux mouvements des électrodes.

I.8.2 Artefacts physiques

Les artefacts physiques sont dus aux activités électriques du corps humain telles que les commandes de contraction des muscles ou la respiration.

a. Mouvements de la ligne de base

Lors de l'enregistrement de l'électrocardiogramme, l'activité respiratoire peut faire osciller la ligne de base de l'ECG à un rythme régulier comme illustré sur la figure I.12. Ces perturbations sont généralement peu gênantes pour l'analyse de l'ECG et peuvent être en grande partie filtrées car leur énergie se situe dans une bande de fréquence basse, qui empiète peu sur celle de l'ECG normal.

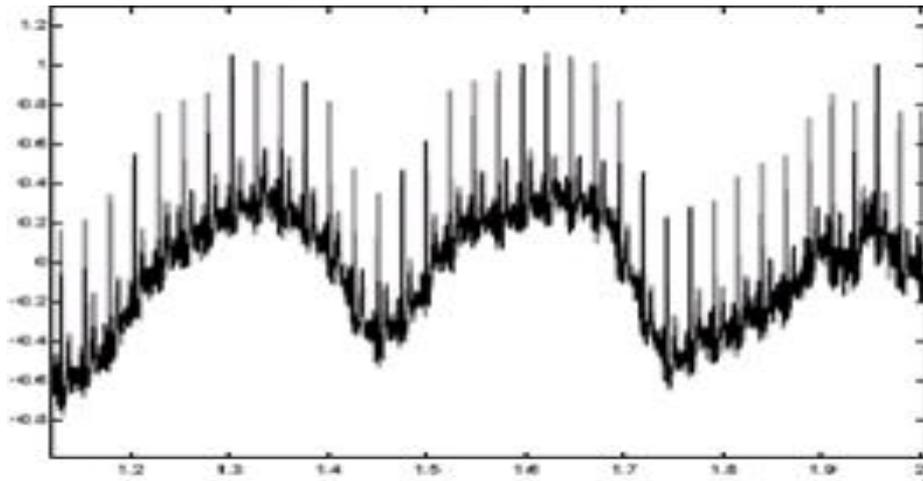


Figure I.12 : La dérive de la ligne de base.

b. Bruit myoélectrique ou tremblement somatique

La contraction d'un muscle est commandée par une dépolarisation des cellules musculaires. Bien que les électrocardiographes soient construits pour être surtout sensibles aux fréquences du myocarde, l'ECG enregistre les contractions des muscles squelettiques comme montré sur la figure I.13. L'aspect le plus courant est une oscillation à haute fréquence liée à la tension musculaire d'un sujet qui n'est pas convenablement détendu. Ces perturbations sont assez gênantes lorsque le patient bouge beaucoup ou lorsqu'il frissonne, elles peuvent noyer les ondes P et T et empêcher un diagnostic fiable. L'apparition de ces perturbations dépend de l'état du patient, s'il est très tendu ou atteint de maladie de Parkinson, l'enregistrement peut être de mauvaise qualité sur toutes les voies de l'ECG.

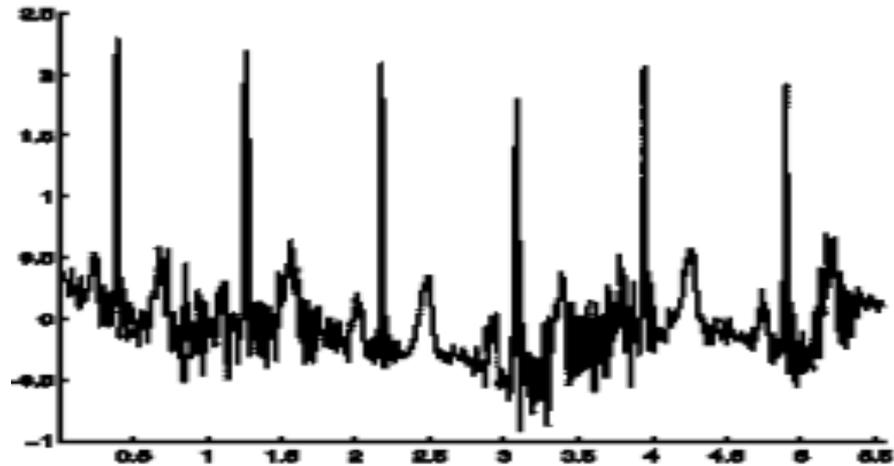


Figure I.13 : Le bruit myoélectrique ou tremblement somatique.

I.9 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la présentation du signal électrocardiographique. Dans un premier temps, nous avons présenté le cœur, ainsi que les systèmes de dérivations exploités pour l'enregistrement du signal ECG. Les segments et les intervalles caractérisant un tracé ECG normal, ainsi que leurs origines physiologiques ont été également présentés. Nous avons terminé ce chapitre par une description de diverses sources possibles des bruits et des artefacts pouvant être observés sur les enregistrements ECG.

Chapitre II

La transformée en ondelettes (TO)

II.1 Introduction

La transformée en ondelettes (TO) est un outil mathématique pour l'analyse des données où les caractéristiques varient sur des échelles différentes. Cette transformée a été principalement proposée pour résoudre les problèmes rencontrés dans la transformée de Fourier à court terme (TFCT).

Nous présentons dans ce chapitre le principe de la transformée en ondelettes dans le cas continu et discret, ainsi que les ondelettes mères couramment employées en traitement du signal. L'analyse multi-résolution basée sur la théorie de la transformée en ondelette discrète fait aussi partie de ce chapitre.

II.2 La représentation temps-fréquence

II.2.1 La transformée de Fourier

La transformée de Fourier (TF) est une technique mathématique qui permet de décomposer une fonction périodique ou apériodiques en une somme de fonctions sinusoïdales. Cette technique est largement utilisée en physique, en ingénierie, en traitement du signal et dans d'autres domaines scientifiques pour analyser les signaux et les systèmes. La transformée de Fourier d'un signal $f(t)$ est exprimée par :

$$F(\omega) = TF\{f(t)\} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (\text{II.1})$$

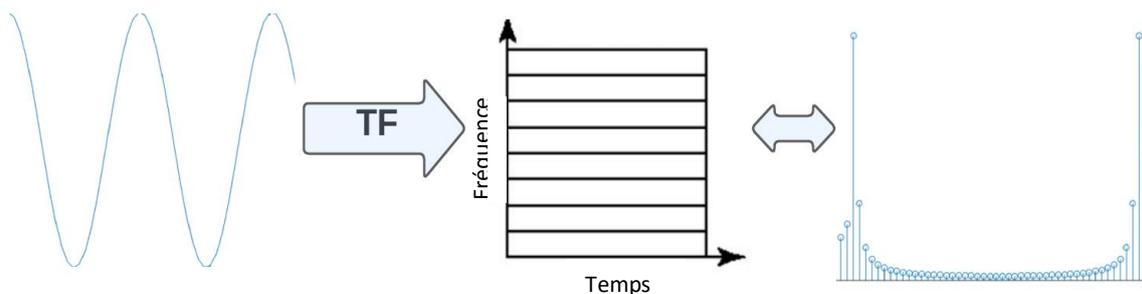


Figure II.1: Principe de la transformée de Fourier.

Cette transformation fait explicitement extraire les informations fréquentielles d'un signal mais ne permet pas nettement de localiser temporellement les événements qui se produisent dans le signal. Autrement dit que même si nous pouvons réellement détecter toutes les fréquences qui apparaissent dans le signal, nous ne pouvons pas détecter quand elles apparaissent dans le signal. Pour pallier les limitations de la transformée de Fourier, une transformation à fenêtre glissante a été proposée.

II.2.2 La transformée de Fourier à court terme

La transformée de Fourier à court terme (TFCT) est une extension de la transformée de Fourier standard permettant d'analyser des signaux qui varient dans le temps. Elle consiste à diviser le signal en des segments de temps courts et à appliquer la transformée de Fourier à chaque segment individuellement. La TFCT est exprimée comme suit :

$$F(t, f) = \int f(\tau)g(\tau - t)e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (\text{II.2})$$

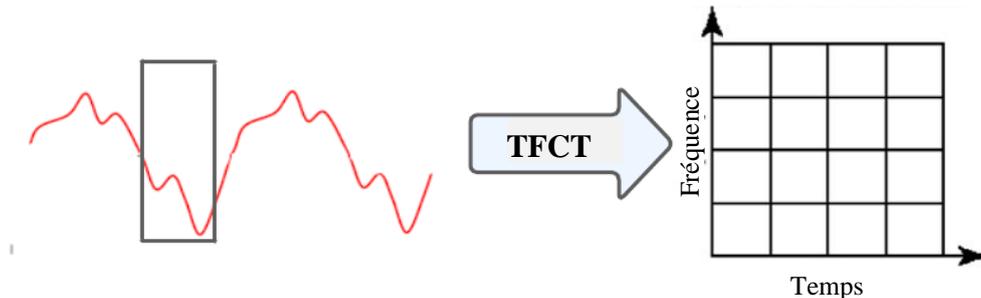


Figure II.2: Principe de la transformée de Fourier à court terme.

La limitation majeure de la TFCT est due à l'utilisation d'une fenêtre d'analyse à taille fixée permettant une faible résolution temps-fréquence. Afin de pallier à cet inconvénient, il faut chercher une transformée permettant une analyse semblable mais capable d'agir pour toute une gamme de résolution temporelle et fréquentielle simultanément. L'ingénieur Jean Morlet au début des années 80 a proposé la transformée en ondelette continue en utilisant une fonction appelée 'ondelette', bien localisée en temps et en fréquence et sur laquelle on applique des translations et des dilatations.

II.3 La transformée en ondelettes

II.3.1 Définitions

Les ondelettes sont des fonctions mathématiques permettant d'analyser des signaux en termes de leurs composantes de fréquence et de temps. Contrairement à la transformée de Fourier qui utilise des sinus et des cosinus pour décomposer un signal en fréquences, les ondelettes utilisent des fonctions plus complexes qui peuvent être étirées ou compressées dans le temps et l'échelle. Cette flexibilité permet une analyse plus précise des signaux qui varient en fréquence et en temps, tels que les signaux non-stationnaires.

L'ondelette est une fonction oscillatoire localement adaptative de moyenne nulle et d'énergie finie [24], à support compact, c'est-à-dire que la fonction est nulle en dehors d'un intervalle fini.

$$\int \psi(t) dt = 0 \quad (\text{II.3})$$

$$\int |\psi(t)|^2 dt < \infty \quad (\text{II.4})$$

La TO est utilisée pour l'analyse des phénomènes non stationnaire dont les caractéristiques statistiques varient dans le temps [25], car elle permet une analyse simultanée en temps et en fréquence avec une base mathématique flexible.

II.3.2 L'analyse par ondelettes

La transformée en ondelettes peut résoudre les problèmes de la TFCT qui sont : la faible résolution temps-fréquence, et la taille de la fenêtre constante, ainsi qu'une ondelette permet la détection plus facile des détails localisés que la TF et la TFCT [26].

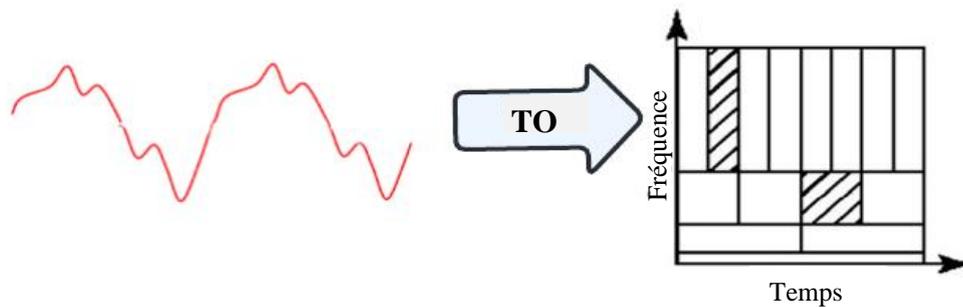


Figure II.3 : Principe de la transformée en ondelettes.

L'idée de l'analyse en ondelettes est de décomposer le signal sur la base de fonctions (ondelettes) pour s'adapter à la fréquence du signal analysé, en recherchant une représentation plus compacte de la localisation en temps et en fréquence. Plus précisément, il ne s'agit pas d'une fonction, mais d'une famille de fonctions, où ψ est un générateur, appelé 'ondelette mère', dont la sous-fonction $\psi_{b,a}$ est une version modifiée des paramètres a et b donnée par :

$$\psi_{b,a}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{II.5})$$

Le paramètre b indique un facteur de *translation* de l'ondelette mère, et le paramètre a représente le facteur *d'échelle*.

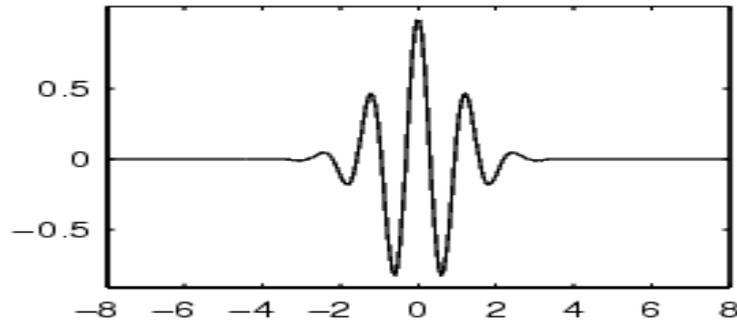


Figure II.4 : Un exemple d'une ondelette mère.

Une ondelette fille a deux aspects à la fois :

- un aspect de translation dans le temps généré par le paramètre b ;
- un aspect de dilatation ou contraction par le paramètre a .

Donc on peut dire que l'ondelette est :

- dilatée si $a > 1$, elle est destinée à être utilisée pour capturer des informations dans des basses fréquences,
- contractée si $a < 1$, cette ondelette peut être utilisée pour capturer des informations dans les hautes fréquences,
- ou bien conservée si $a = 1$.

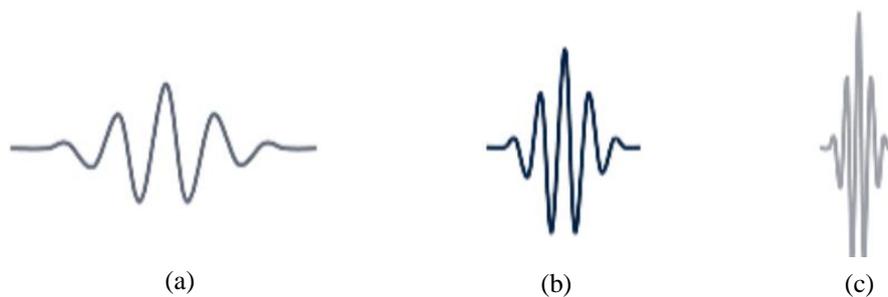


Figure II.5: Une ondelette pour : (a) $a > 1$, (b) $a = 1$, et (c) $a < 1$.

II.4 Les types de la transformée en ondelettes

Il existe deux types de transformée en ondelettes :

II.4.1 La transformée en ondelettes continue (TOC)

Le principe de la transformée en ondelettes continue repose sur les propriétés de la transformée en ondelettes (translation et dilatation). La transformée en ondelettes continue est

le produit scalaire du signal $f(t)$ et la famille des ondelettes ce qui fournit un ensemble de coefficients C_f [24]:

$$C_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int f(t) \bar{\psi}\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (\text{II.6})$$

Cette expression est équivalente à un produit de convolution directe du signal $f(t)$ par l'ondelette mise à l'échelle $\psi_a(t)$ ou par une convolution réalisée par une multiplication dans l'espace de Fourier (aussi appelée transformée en ondelettes rapide).

$$C_f(a, b) = f(t) * \bar{\psi}_a(t) \quad (\text{II.7})$$

Avec :

$$\psi_a(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \bar{\psi}\left(\frac{t}{a}\right) \quad (\text{II.8})$$

Ce calcul correspond à l'inter-corrélation qui permet de mesurer le degré de similitude entre les signaux, alors on utilise en pratique l'ondelette qui a un coefficient le plus grand possible pour observer plus d'informations portées par le signal [27].

La Transformée en ondelette inverse continue est donnée par [24] :

$$f(t) = \frac{1}{c_\psi} \iint C(a, b) \psi_{a,b}(t) \frac{da db}{a^2} \quad (\text{II.9})$$

II.4.2 La transformée en ondelettes discrète (TOD)

Étant donné que la transformée en ondelettes continue utilise un ensemble d'ondelettes non orthogonales, les données sont fortement corrélées, il existe donc un degré élevé de redondance dans ce cas. Dans de nombreuses applications, il est préférable de minimiser la redondance ; nous utilisons alors des transformées en ondelettes discrètes. Bien que la TOD soit une discrétisation du facteur de translation b et d'échelle a de la TOC en utilisant des ondelettes orthogonales [28]. Les paramètres a et b sont discrétisés comme suit :

$$a = a_0^j \quad (\text{II.10})$$

$$b = k b_0 a_0^j \quad (\text{II.11})$$

où $(j, k) \in \mathbb{Z}^2$ et $(a, b) \in \mathbb{R}^2$

Le choix courant des paramètres $a_0 = 2$ et $b_0 = 1$ est dicté par le théorème d'échantillonnage de Shannon [29]. Par conséquent, la famille d'ondelettes discrètes est décrite par l'équation :

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^{-j}t - k) \quad (\text{II.12})$$

La transformée discrète en ondelettes du signal $f(t)$ fournit un ensemble de coefficients :

$$d_x(j, k) = \int f(t) \overline{\psi_{j,k}(t)} dt \quad (\text{II.13})$$

II.5 L'analyse multi-résolution

L'analyse multi-résolution (AMR) est un outil mathématique utilisé pour calculer des approximations successives d'un signal à différentes résolutions, d'où le nom 'multi-résolution'. Ainsi, l'AMR d'un signal consiste à le décomposer continûment avec la fonction d'échelle $\varphi(t)$ et la fonction d'ondelettes $\psi(t)$ à des coefficients d'approximations et des coefficients de détails.

Les coefficients d'approximations sont obtenus par projections du signal sur la fonction d'échelle $\varphi(t)$:

$$A_{j,k}(f(t)) = \int f(t) \varphi_{j,k}(t) dt \quad (\text{II.14})$$

La différence d'informations existant entre deux approximations successives de la même fonction « les détails » décrite par :

$$D_{j,k}(f(t)) = \int f(t) \psi_{j,k}(t) dt \quad (\text{II.15})$$

II.5.1 L'algorithme de Mallât

Stéphane Mallât a eu l'idée de considérer l'analyse par ondelettes comme une décomposition du signal par une cascade de filtres [30]. Où, ces deux filtres (l'un passe-haut et l'autre passe-bas) sont liés à la fonction d'échelle $\varphi(t)$ et la fonction ondelette $\psi(t)$. Dans cet algorithme, On décompose le signal en approximations $A_{j,k}$ correspondant aux basses fréquences et en détails $D_{j,k}$ correspondant aux hautes fréquences puis nous décomposons successivement les approximations à des approximations et des détails.

a. La décomposition à un seul niveau

Dans la décomposition du signal $f(t)$, on applique deux filtres : un filtre passe bas H , pour avoir les approximations et un filtre passe haut G pour obtenir les détails; chaque filtre,

suivi d'un sous-échantillonneur de second ordre qui supprimera un échantillon sur deux (Figure II.6).

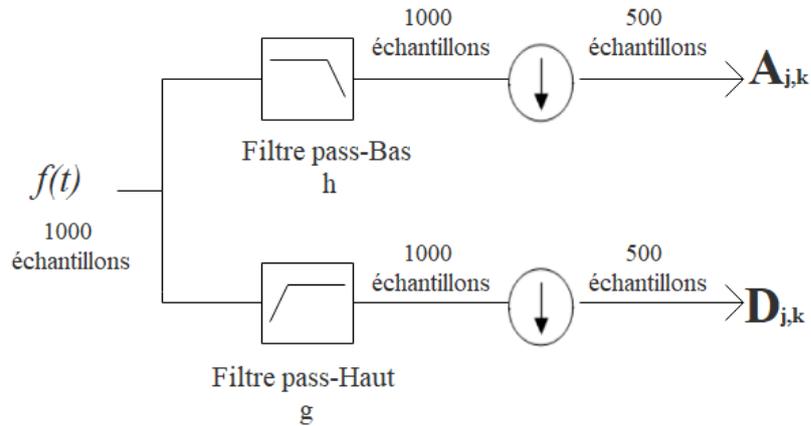


Figure II.6 : La décomposition 1D par TOD du signal $f(t)$.

La figure II.7 présente un exemple de décomposition par la transformée en ondelettes discrète en utilisant un seul niveau de décomposition. Dans ce cas, le signal original représente la somme de ses deux composantes : l'approximation a_1 et le détail d_1 .

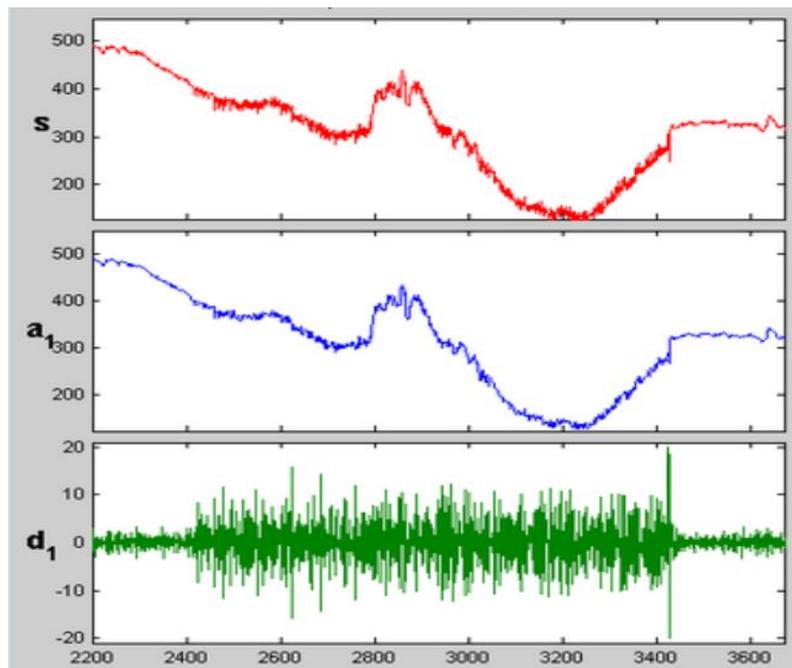


Figure II.7 : Un exemple de la décomposition d'un signal 's' par l'algorithme de Mallât.

A la reconstruction, la transformée en ondelettes inverse (TODI) permet parfaitement de reconstruire le signal $f(t)$ à partir du coefficient d'approximation $A_{j,k}$ et de détail $D_{j,k}$ selon la manière illustrée par la figure II.8.

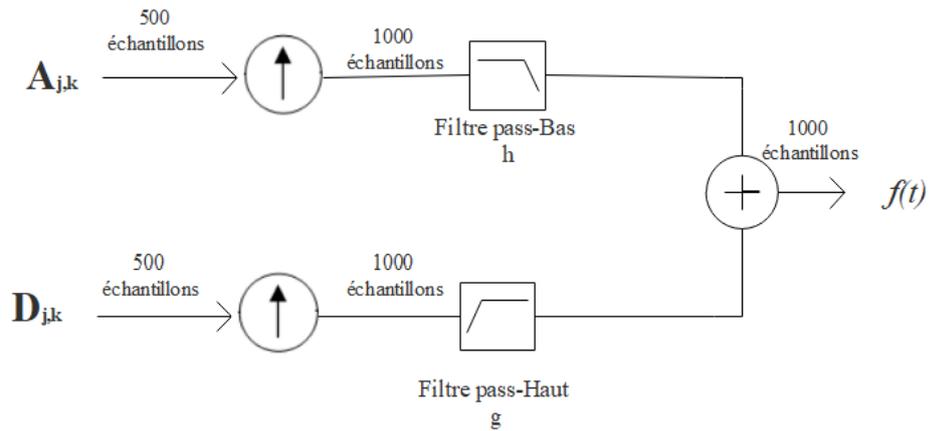


Figure II.8 : La reconstruction 1D par TODI du signal $f(t)$.

Le signal $f(t)$ est obtenu en sommant les produits des coefficients d'approximations et de détails par les filtres H et G . Les coefficients d'ondelettes passent par un sur-échantillonneur qui entrelace un zéro entre chaque deux échantillons.

b. La décomposition à plusieurs niveaux

Le principe de décomposer un signal (l'analyse) à plusieurs niveaux, c'est qu'on décompose au premier niveau notre signal ensuite on décompose dans les niveaux suivants l'approximation du niveau auparavant. A la reconstruction (la synthèse), on va essayer de récupérer le signal décomposé sans pertes à partir du coefficient d'approximation du dernier niveau et tous les coefficients de détails. La figure II.9 explique le principe de l'analyse et la synthèse multi-résolution à trois niveaux d'un signal $s(n)$.

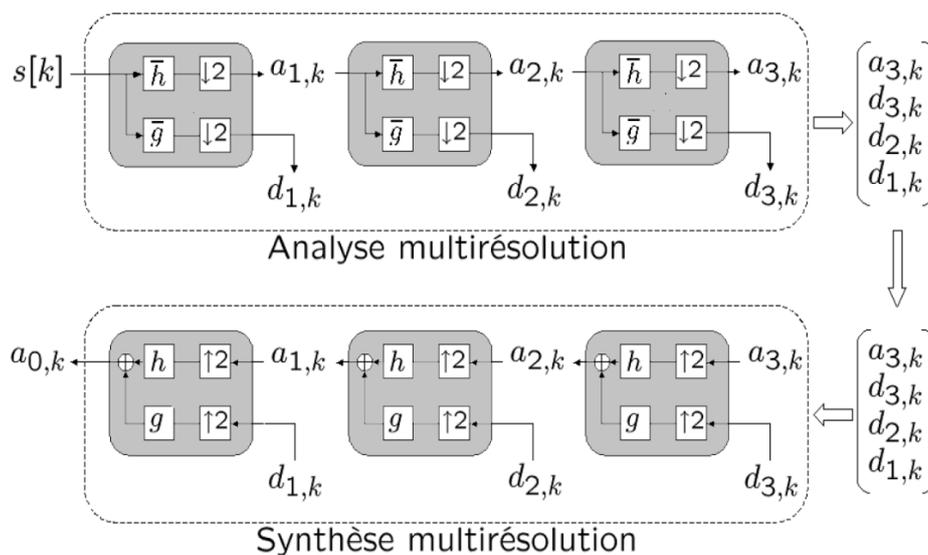


Figure II.9 : Le principe de l'algorithme d'analyse et de synthèse multi-résolution à l'échelle 3 d'un signal $s(n)$.

II.6 Les familles d'ondelettes

Il existe de nombreuses familles d'ondelettes, dont les plus couramment répondues sont regroupées dans le tableau II.1.

<i>Nom de la famille d'ondelettes</i>	<i>Abréviation</i>
Ondelette de Haar	Haar
Ondelettes gaussiennes complexes	Cgau
Ondelettes gaussiennes	Gaus
Ondelette de Demystified	dmey
Ondelettes Coiflets	Coif
Ondelettes biorthogonales	Bior
Ondelettes de Daubechies	Db
Ondelettes Symlets	Sym
Chapeau mexicain	Mexh
Ondelette de Morlet	Morl
Ondelette de Morlet complexe	Cmor
Ondelettes de Shannon complexes	Shan

Tableau II.1 : Les familles d'ondelettes [31].

II.7 Conclusion

A travers ce chapitre nous avons discuté le principe de base de la transformée en ondelettes, représentant un outil mathématique très puissant, permettant de donner une autre représentation d'un signal plus localisée et performante que celle donnée par l'analyse de Fourier.

La transformée en ondelettes permet une analyse complète du signal stationnaire ou pas, sans pertes de localité et sans inconvénient de largeur des fenêtres analysantes. Il s'avère nécessaire de noter que le choix d'une ondelette analysante par rapport à une autre doit être mieux adapté à la nature du phénomène étudié.

Chapitre III

*La méthode de décomposition modale empirique
(EMD)*

III.1 Introduction

La très grande majorité des signaux physiques qui nous entourent sont complexes et difficilement exploitables. De nombreux outils ont été alors développés pour les analyser, parmi les quelles on retrouve la décomposition modale empirique (EMD). Nous s'intéressons dans ce chapitre à la description détaillée de la technique de décomposition des signaux par la méthode EMD. Le principe de base de l'algorithme de décomposition basé sur le processus de tamisage est présenté, suivi par une description de ses propriétés fondamentales. Enfin, nous effectuons une comparaison entre cette technique et la transformée en ondelettes discrète.

III.2 Description de la méthode de décomposition modale empirique

La décomposition modale empirique (EMD) peut également être utilisée pour étudier des phénomènes non stationnaires, c'est-à-dire des phénomènes qui varient dans le temps. Dans ce cas, des techniques d'analyse de séries temporelles peuvent être utilisées pour décrire les tendances et les cycles du phénomène étudié. Cela permet de mieux comprendre l'évolution du phénomène dans le temps et de détecter d'éventuelles ruptures ou changements de comportement. La description modale empirique est donc une méthode polyvalente qui peut être adaptée à différents types de phénomènes et de données.

Cette méthode à été appliquée dans des domaines très variés tels que l'océanographie, la sismologie, la biologie et plus généralement à des signaux non stationnaires [24].

III.2.1 Le principe de la décomposition

La décomposition d'un signal par la méthode EMD permet l'extraction des IMFs par le processus de 'tamisage' de leur oscillations locales. La reconstruction linéaire du signal original s'effectue sans perte ou déformation de l'information initiale.

L'addition de toutes les *IMFs* avec le résidu permet de reconstruire le signal original selon l'équation :

$$x(t) = \sum_{j=1}^N IMF_j(t) + r(t) \quad (\text{III.1})$$

où :

$x(t)$: est le signal global,

N : est le nombre des IMFs,

$IMF_j(t)$: est la $j^{\text{ème}}$ oscillation,

$r(t)$: est le résidu de la décomposition.

Une IMF, est une fonction ($\text{IMF} : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$) qui doit vérifier les conditions suivantes :

- de moyenne locale nulle.
- les nombres d'extrema et de passages à zéro diffèrent au plus de un. En d'autres termes, cela signifie qu'entre un minimum et un maximum successif, une IMF passe par zéro.
- elle suit une loi de modulation en amplitude et en fréquence (comportement oscillant) naturellement de type mono-composante.

La première condition est liée à la contrainte d'estimation de la fréquence instantanée d'un signal mono-composant avec la transformée de Hilbert. La deuxième condition repose sur la définition de bande étroite d'un signal mono-composant et la dernière condition, une conséquence du processus d'estimation de l'IMF [33].

Le principe de l'EMD est basé sur une décomposition temporelle en signaux mono-composants pour extraire leurs fréquences instantanées (FI). Ce dernier permettant donc à obtenir une représentation temps-fréquence.

III.2.2 La transformée de Hilbert

La transformée de Hilbert est beaucoup utilisée pour l'estimation de l'amplitude et de la fréquence instantanées d'un signal (Figure III.1) [34].

Un signal analytique, est un signal qui n'a pas de composantes fréquentielles négatives, Contrairement à un signal sinusoïdal réel. Le signal analytique peut être obtenu par la formule suivante :

$$z(t) = x(t) + iy(t) \quad (\text{III.2})$$

avec

$$y(t) = TH[x(t)] \quad (\text{III.3})$$

La manière la plus facile pour calculer la fréquence instantanée (FI) et l'amplitude instantanée (AI) d'un signal $x(t)$ consiste à calculer l'amplitude et la phase du signal analytique correspondant à $x(t)$.

• Amplitude instantanée et fréquence instantanée :

Soit $z(t)$ un signal analytique, formulé comme suit :

$$z(t) = x(t) + iy(t) = a(t)e^{i\theta(t)} \quad (\text{III.4})$$

Avec : $y(t) = TH[x(t)]$

L'amplitude instantané est définie par :

$$AI = a(t) = \sqrt{x^2(t) + y^2(t)} \quad (\text{III.5})$$

La phase instantanée est définie comme :

$$\theta(t) = \text{artan}\left(\frac{y(t)}{x(t)}\right) \quad (\text{III.6})$$

La fréquence instantanée est alors obtenue par l'expression suivante :

$$FI = f(t) = \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (\text{III.7})$$

Le principe d'estimation de la fréquence instantanée d'un signal $x(t)$ est illustré sur la figure III.1.

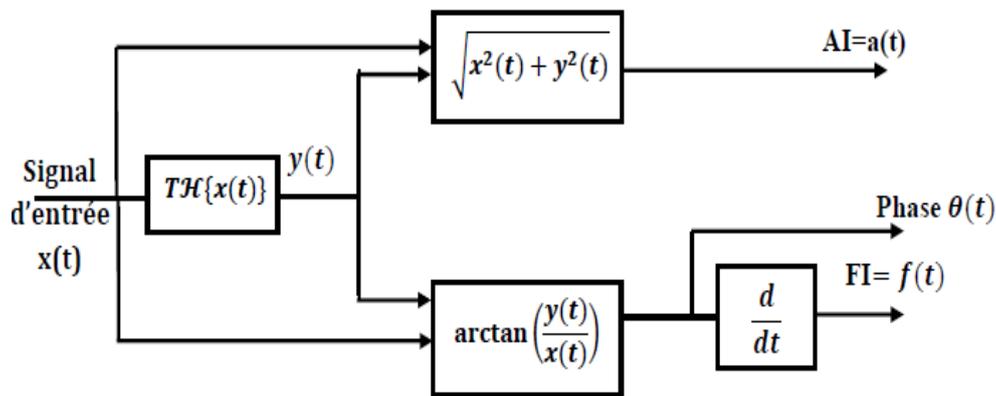


Figure III.1 : Le principe d'estimation de la fréquence instantanée FI et l'amplitude instantanée AI.

III.3 Le tamisage (Sifting Process)

Les étapes durant lesquelles les IMFs sont extraits forment un processus dit 'le tamisage' (Sifting Process). Conceptuellement, la mise en place de cette méthode est assez simple, il suffit de considérer le signal à l'échelle de ses oscillations locales, de soustraire l'oscillation la plus rapide et de réitérer le processus sur le résidu jusqu'à que les conditions nécessaires d'une IMF sont vérifiées, de manière à écrire le signal comme une combinaison finie d'oscillations.

Afin d'illustrer la décomposition par EMD, on considère le signal $x(t)$ représenté sur la figure III.2.

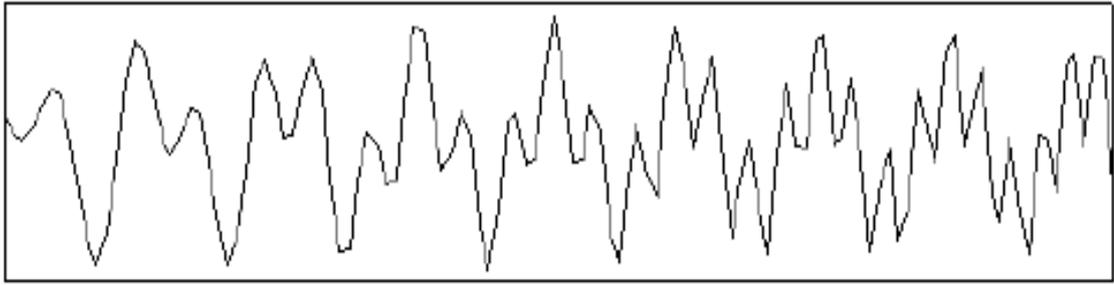
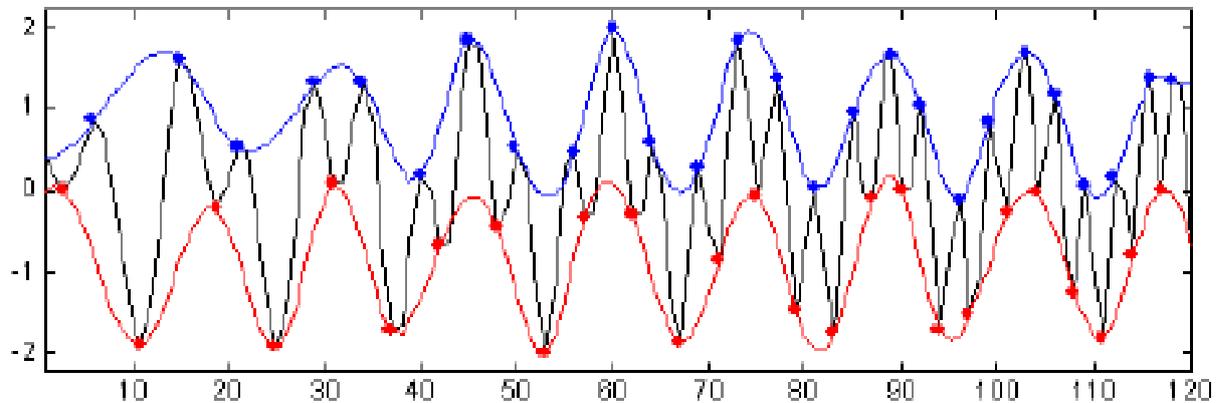


Figure III.2 : La représentation du signal $x(t)$.

Les étapes de processus de tamisage permettant d'extraire les IMFs de ce signal sont :

Etape 0 : On initialise le signal $h(t)$ par $x(t)$ et le signal résidu $r(t)=x(t)$.

Etape 1 : Le premier pas de la décomposition consiste à identifier les maxima et les minima locaux du signal $h(t)$, c'est le début du processus de tamisage. Ensuite, on interpole respectivement tous les maxima pour construire l'enveloppe supérieure $env(sup)$ avec la méthode des splines cubiques ou une autre méthode d'interpolation, la méthode des splines cubiques reste cependant la plus utilisée [35]. On va suivre la même procédure avec les minima pour construire l'enveloppe inférieure $env(inf)$, comme il est



illustré par la figure III.3.

Figure III.3: L'enveloppe supérieure et inférieure obtenues par interpolation des maxima et des minima locaux.

Etape 2 : On calcule l'enveloppe moyenne formulée par l'équation suivante :

$$m(t) = (env(sup) + env(inf)) / 2 \quad (\text{III.8})$$

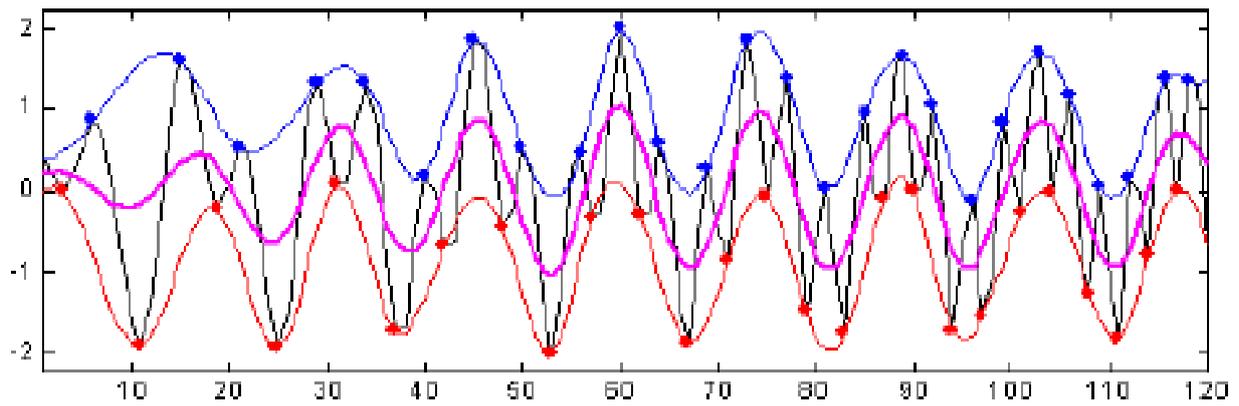


Figure III.4 : La moyenne locale du signal $x(t)$

Etape 3: On calcule la différence entre le signal et la moyenne $m(t)$ afin de la déterminer la première composante IMF notée comme suit:

$$h_1(t) = h(t) - m(t) \quad (\text{III.9})$$

On remplace le signal $h(t)$ par le signal $h_1(t)$ et on refait les étapes de 1 à 3 jusqu'à satisfaire un critère donné.

Etape 4: A l'issue de l'étape 03 qui indique la fin du processus de tamisage, on recueille la première composante IMF : $d_1(t) = h_1(t)$ et on calcule le signal résidu.

Cette première IMF forme la composante haute fréquence du signal et le résidu $h_1(t)$ contient les composantes de plus basses fréquences.

Etape 5: On remplace $r(t)$ par $r_1(t)$ et $h(t)$ par $h_1(t)$ et on refait les étapes de 1 à 5 afin d'extraire les autres composantes IMF. Ces étapes sont répétées jusqu'à atteindre le nombre d'IMF désiré ou le nombre d'extrema de $r(t)$ est inférieur à 2.

Il est important de noter qu'une condition d'arrêt est nécessaire pour arrêter le processus du tamisage [36].

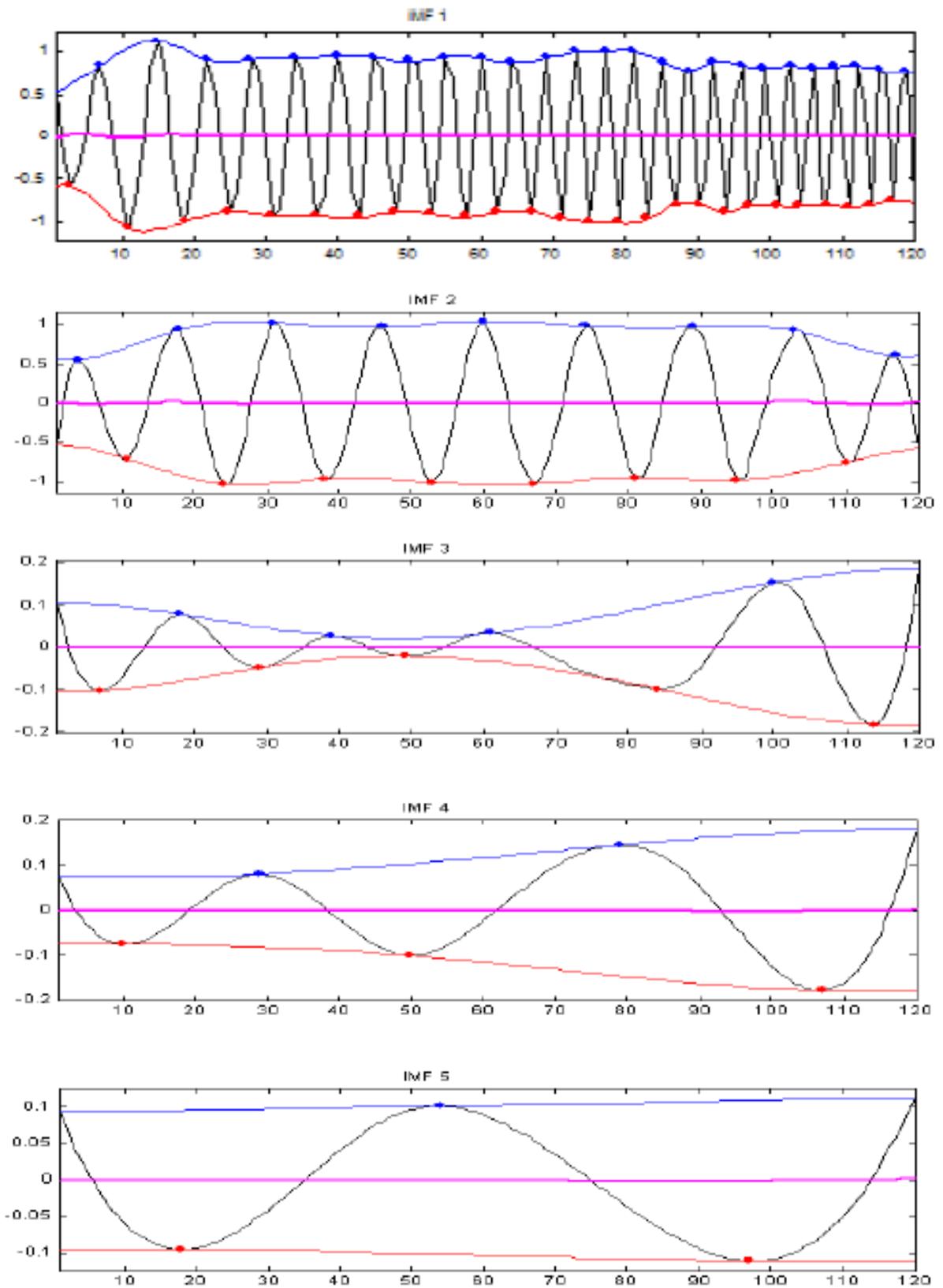


Figure III.5: La représentation des composantes IMFs de 1 à 5.

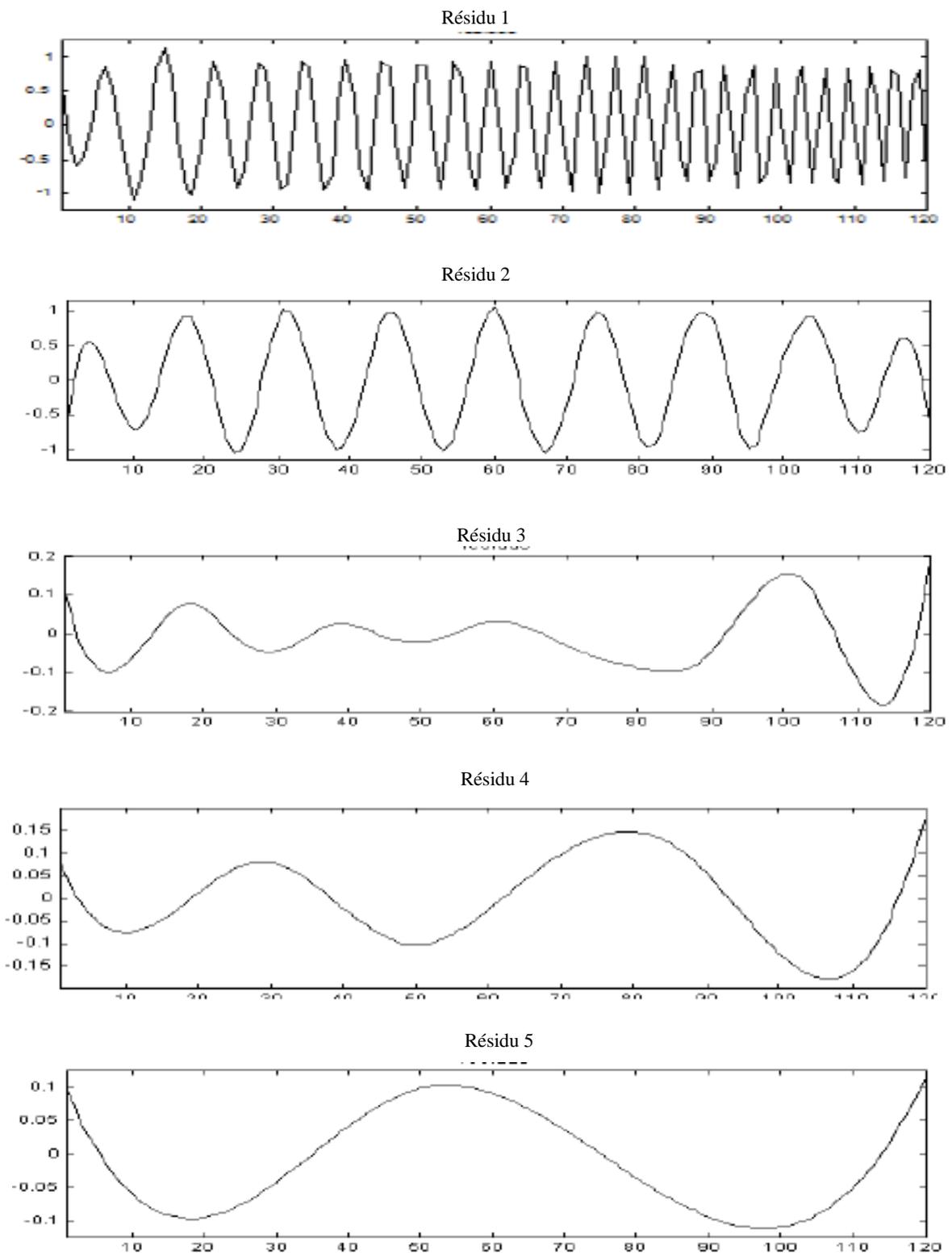


Figure III.6: La représentation des résidus.

Les figures III.5 et III.6 illustrent respectivement les différentes composantes des IMFs et des résidus obtenues par la décomposition de signal $x(t)$ par la méthode EMD en utilisant cinq niveaux de décomposition. Nous constatons que les fonctions IMFs sont organisées de

plus haute fréquence vers plus basse fréquence (processus de tamisage). Il est aussi évident que le résidu devient plus lisse avec l'augmentation de niveaux de décomposition.

A chaque itération du processus de tamisage, la moyenne se rapproche de zéro. On retrouve le signal d'origine en effectuant une addition de toutes les IMFs et le résidu final. La figure III.7 illustre l'organigramme détaillé du processus de la décomposition modale empirique.

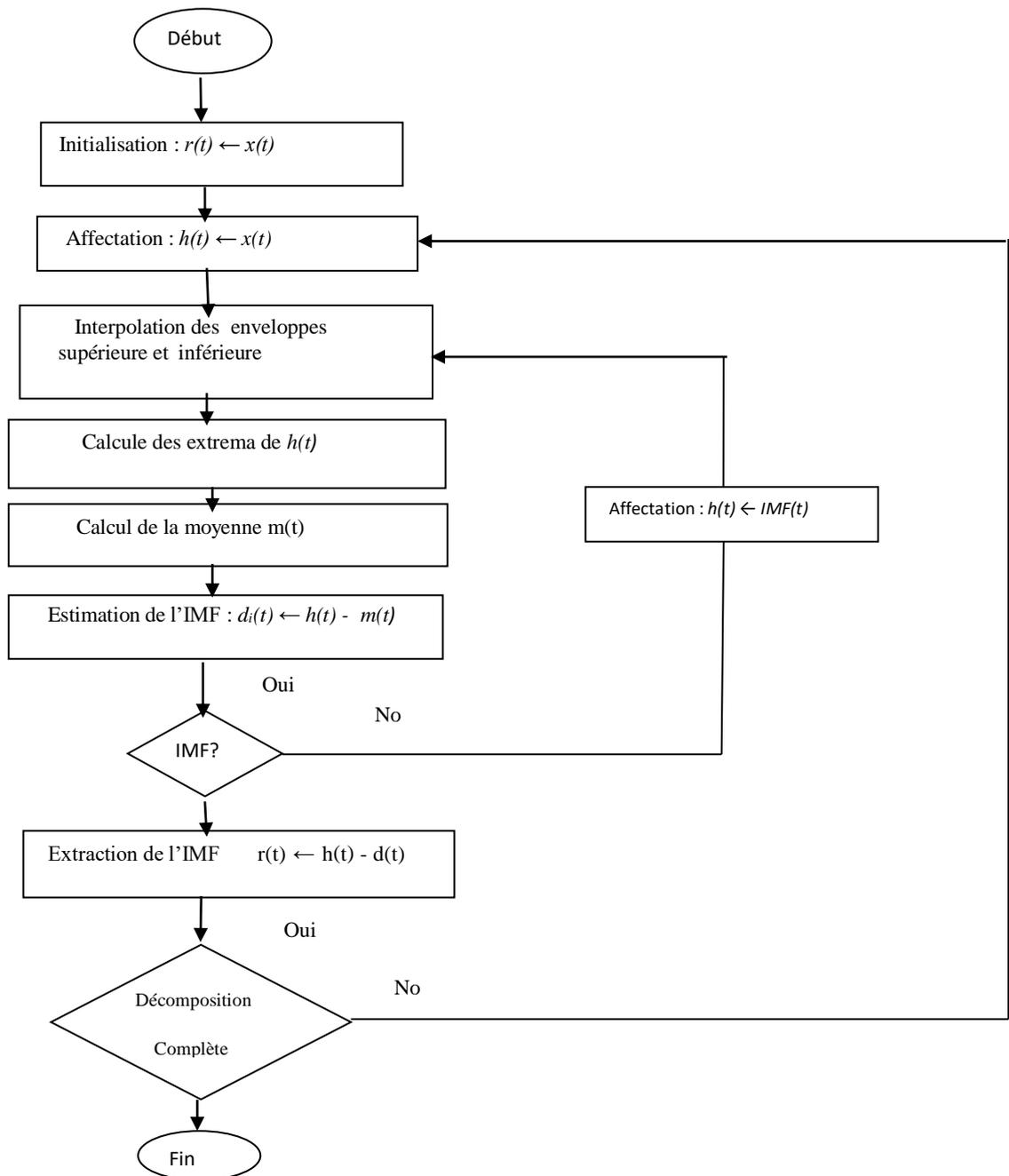


Figure III.7 : Organigramme de la méthode EMD.

III.3.1 Critère d'arrêt du processus de tamisage

Les différentes étapes de l'algorithme de l'EMD sont mieux résumées dans le tableau suivant :

Etape1 : Initialisation $j \leftarrow 1$ ($j^{\text{ième}}$ IMF, $r_{j-1}(t) \leftarrow x(t)$ (résidu), fixer le seuil ($\varepsilon=0.3$)

Etape2 : Extraire la $j^{\text{ième}}$ IMF :

- a) $h_{j,i-1}(t) \leftarrow r_{j-1}(t)$, $i \leftarrow 1$ (i , itération de la boucle de tamisage).
- b) Extraire les maxima et minima locaux de $h_{j,i-1}(t)$.
- c) Calculer les enveloppes supérieures et inférieures : $U(t)$ et $L(t)$ par interpolation entre les maxima et les minima locaux de $h_{j,i-1}(t)$ respectivement.
- d) Calculer l'enveloppe moyenne : $\mu(t) \leftarrow (U(t) + L(t))/2$.
- e) Mettre à jour : $h_{j,i}(t) \leftarrow h_{j,i-1}(t) - \mu(t)$, $i \leftarrow i+1$.
- f) Calculer le critère d'arrêt (par exemple) :

$$SD = \sum_{t=0}^T \frac{|h_{j,i-1}(t) - h_{j,i}(t)|^2}{(h_{j,i-1}(t))^2}$$

Où T représente la durée totale du signal.

- g) Décider : répéter les étapes de (b) à (f) jusqu'à ce que $SD < \varepsilon$ et alors mettre :
 $IMF_j(t) \leftarrow h_{j,i}(t)$ ($j^{\text{ième}}$ IMF).

Etape3 : Mettre à jour le résidu : $r_j(t) \leftarrow r_{j-1}(t) - IMF_j(t)$.

Etape4 : Répéter l'étape 3 avec $j \leftarrow j+1$ jusqu'à ce que le nombre d'extrema dans $r_j(t)$ soit inférieur à 2.

Tableau III.1 : Pseudo code de l'algorithme EMD.

Dans l'étape 3 de l'algorithme EMD, un critère d'arrêt doit être défini pour assurer que le signal obtenu vérifie bien les propriétés d'une IMF, tout en limitant le nombre d'itérations. Le critère proposé par Huang est basé sur le calcul de la variation relative du signal entre 2 itérations consécutives de l'algorithme [35]. Il est exprimé par la déviation standard donné par :

$$SD(i) = \sum_{t=0}^T \frac{|h_{j,i-1}(t) - h_{j,i}(t)|^2}{(h_{j,i-1}(t))^2} \quad (\text{III.10})$$

Le processus de tamisage s'arrête lorsque la différence entre deux tamisages consécutifs est inférieure à un seuil prédéfini. La valeur du seuil SD_{stop} permettant d'arrêter le processus de tamisage est comprise entre 0,2 et 0,3 [35]. Cette valeur (ajustée empiriquement) réalise un certain compromis : si ε est trop grand, alors l'EMD ne permet pas de séparer correctement les modes, inversement, si ε est trop petit, le principe risque d'aboutir à des composantes dont l'amplitude sera quasiment constante et modulées par une seule fréquence.

III. 3.2 La méthode d'interpolation

Il existe plusieurs méthodes d'interpolation [34-35], dont les plus courantes sont appelées méthodes d'interpolation par collocation. Parmi ces méthodes, on trouve :

- **La méthode d'interpolation linéaire** : cette méthode permet de relier deux points par une droite.
- **La méthode d'interpolation cubique** : cette méthode permet de relier deux points avec une courbe ondulatoire. Dans cette méthode, la monotonie entre les points successifs qui sont sur une même ligne n'est pas respectée ainsi que le critère tangentiel n'est pas respecté.
- **La méthode d'interpolation spline cubique**: elle provient de l'interpolation par la considération des conditions tangentielles avec l'utilisation des fonctions cubiques.

III.4 Propriétés de la méthode EMD

III.4.1 L'erreur d'estimation

L'interpolation représente la cause principale de l'erreur d'estimation [36]. L'interpolation des enveloppes supérieures et inférieures, la déduction de ses moyenne, ainsi que la récursivité de certaines étapes provoquent une erreur cumulée sur l'estimation des IMFs. L'erreur d'estimation peut entraîner le problème d'avoir un résidu non monotone ou moins différent de la théorie initialement escomptée. Nous proposons un signal analytique exprimé par :

$$x_1(t) = \cos(2\pi f_1 t) + \sin(2\pi f_2 t)$$

Ce signal est constitué de deux oscillation différentes l'une rapide $f_1= 30$ Hz et l'autre lente $f_2=5$ Hz ,où $t \in [0, 2$ s].

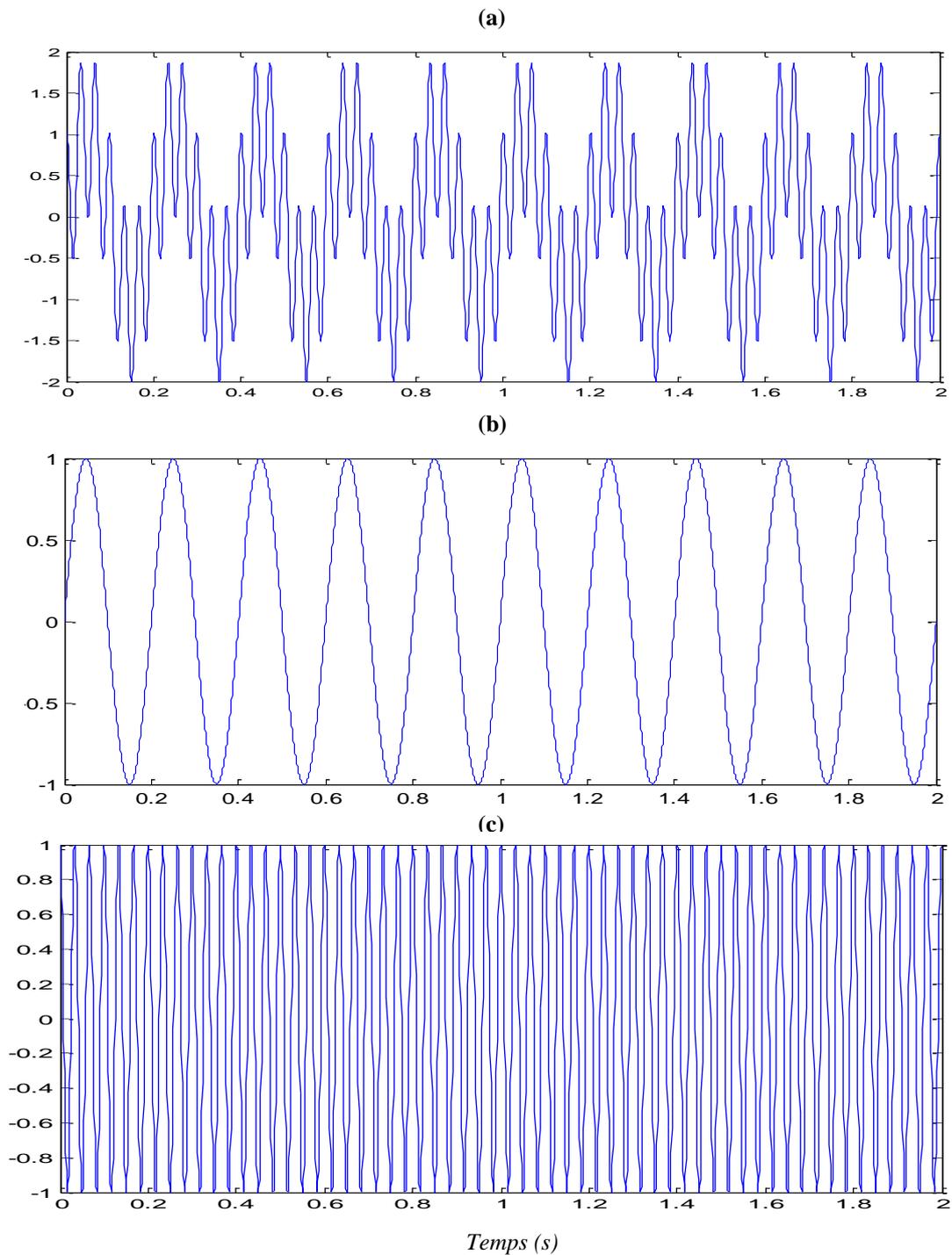


Figure III.8: La représentation du: **(a)** signal $x_I(t)$, **(b)** composante rapide, et **(c)** composante lente.

Les deux IMFs obtenues par la décomposition EMD du signal $x_I(t)$ sont illustrés sur la figure III.9.

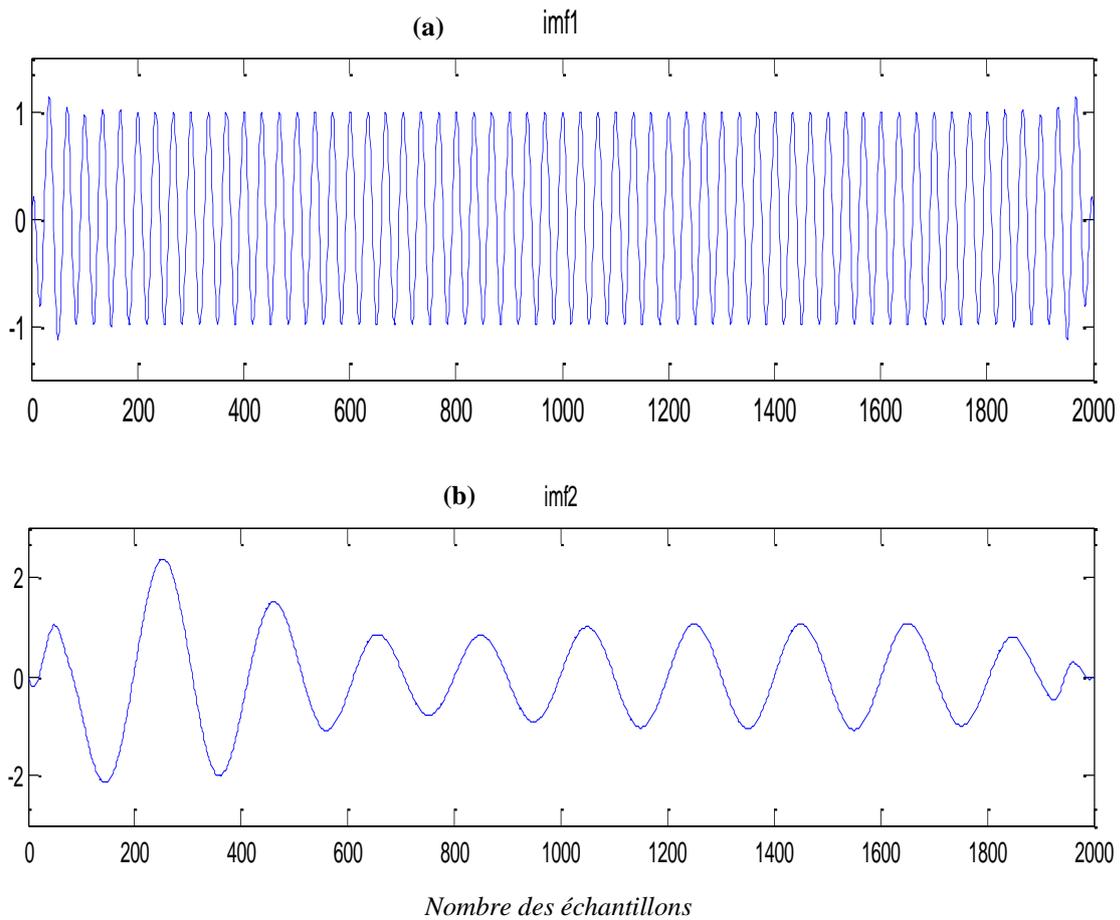


Figure III.9 : Décomposition EMD du signal $x_1(t)$: (a) IMF_1 , (b) IMF_2 .

Le signal $x_1(t)$ a une structure de moyenne nulle et théoriquement le résidu est aussi nul. Cependant, on obtient un résidu non nul de faible amplitude (Figure III.10). Ces erreurs d'estimation sont dues principalement à la propagation des erreurs causées par la méthode d'interpolation durant les étapes et les itérations de l'algorithme de décomposition.

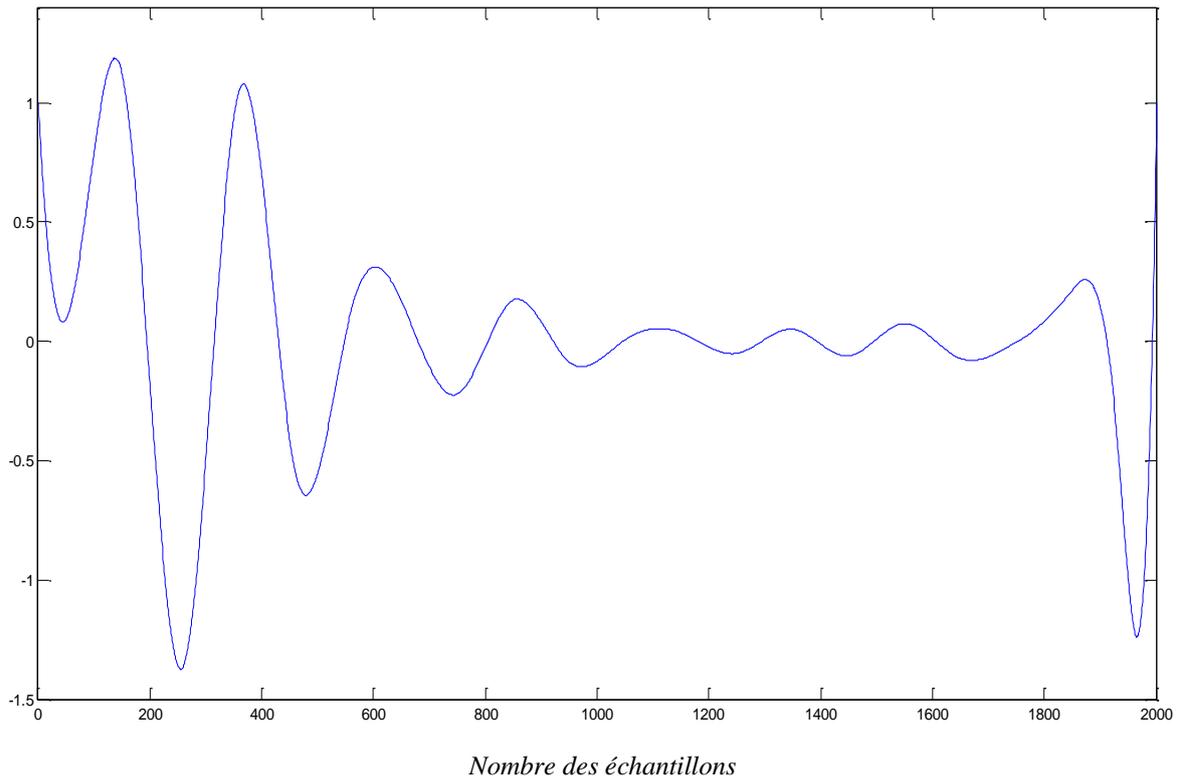


Figure III.10 : Le résidu de la décomposition du signal $x_1(t)$.

III.4.2 L'adaptabilité et localité

Dans la décomposition par la méthode EMD, les oscillations présentées dans une IMF évoluent avec le temps, mais la première IMF contient localement des oscillations plus rapides par rapport aux autres pour un instant donné.

La localité des oscillations reste vérifiée pour toutes les fonctions empiriques successives. La figure III.12 illustre les résultats de décomposition EMD d'un signal $x_2(t)$ composé de quatre oscillations différentes.

$$x_2(t) = \begin{cases} \cos(2\pi f_1 t) + \cos(2\pi f_3 t) & 0 \leq t < 2 \\ \cos(2\pi f_1 t) + \cos(2\pi f_3 t) + \cos(2\pi f_4 t) & 2 < t \leq 4 \\ \cos(2\pi f_1 t) + \cos(2\pi f_2 t) & 4 < t \leq 6 \end{cases}$$

Avec :

$f_1=3\text{Hz}$, $f_2=5\text{ Hz}$, $f_3=7\text{ Hz}$ et $f_4=9\text{ Hz}$.

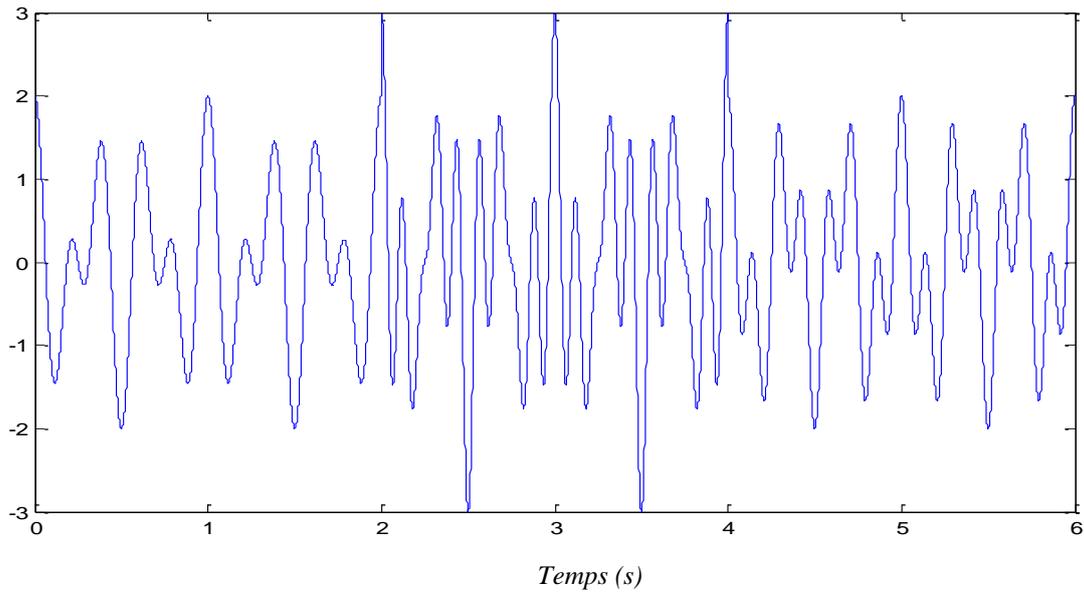


Figure III.11: Représentation temporelle du signal $x_2(t)$.

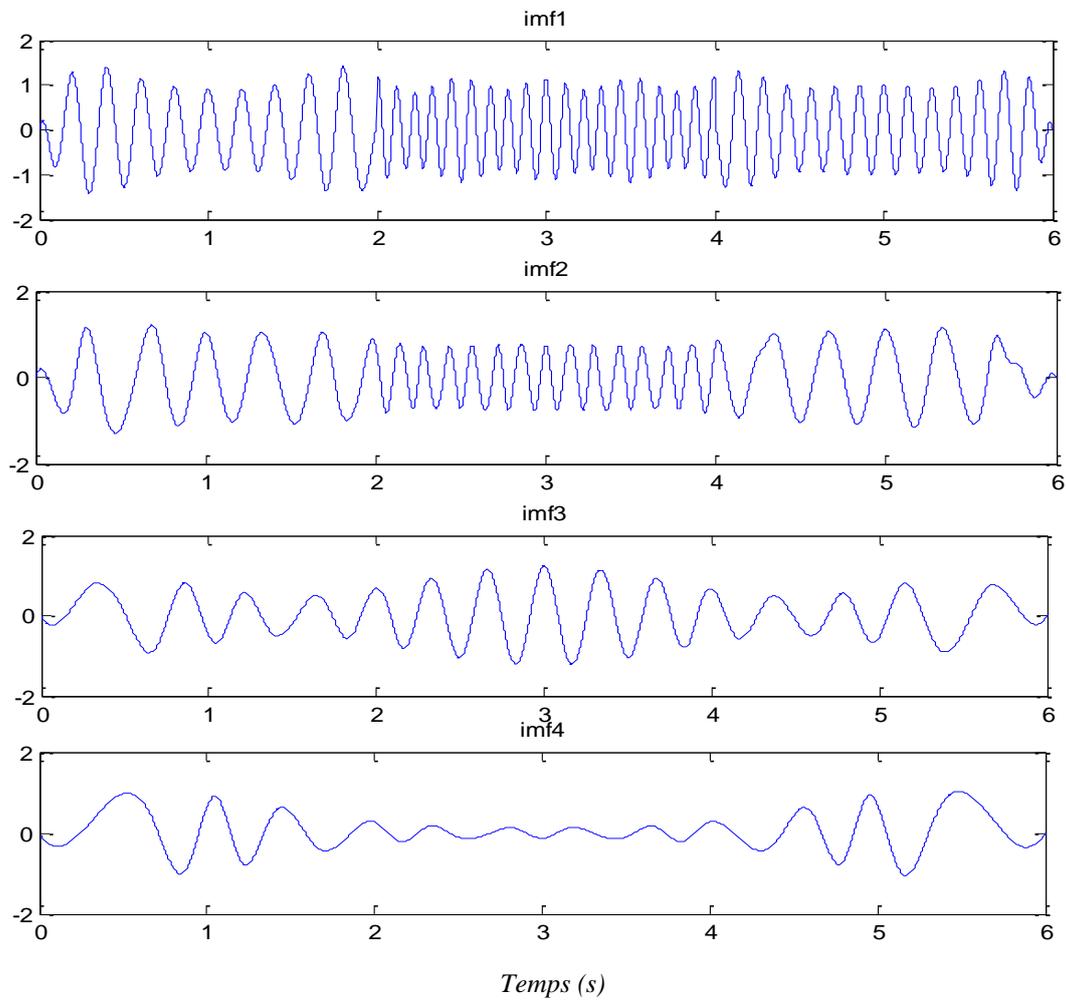


Figure III.12 : Décomposition EMD du signal $x_2(t)$.

La figure III.12 montre que les IMFs contiennent des oscillations extraites de plus haute au plus basse fréquence.

Théoriquement, la décomposition de ce signal produit trois IMFs pouvant s'écrire comme suit :

$$IMF1 = \begin{cases} \cos(2\pi f_3 t) & 0 \leq t < 2 \\ \cos(2\pi f_4 t) & 2 < t \leq 4 \\ \cos(2\pi f_2 t) & 4 < t \leq 6 \end{cases}$$

$$IMF2 = \begin{cases} \cos(2\pi f_1 t) & 0 \leq t < 2 \\ \cos(2\pi f_3 t) & 2 < t \leq 4 \\ \cos(2\pi f_1 t) & 4 < t \leq 6 \end{cases}$$

$$IMF3 = \begin{cases} 0 & 0 \leq t < 2 \\ \cos(2\pi f_1 t) & 2 < t \leq 4 \\ 0 & 4 < t \leq 6 \end{cases}$$

Nous remarquons l'apparition d'une quatrième fonction empirique (IMF₄), alors qu'elle n'existe pas en théorie. Il est également évident de noter que ces erreurs proviennent de l'IMF3 qui doit être théoriquement nul pour $t \in [0, 2 \text{ s}]$ et $t \in [4, 6 \text{ s}]$.

III.4.3 La résolution fréquentielle

La résolution fréquentielle de l'algorithme EMD a été étudiée par Rilling et al [37,38]. Elle consiste à étudier l'aptitude de l'algorithme à séparer des composantes sinusoïdales avec des valeurs de fréquence proches.

Nous considérons un signal composé de deux sinusoïdes de fréquences pures suivantes : $f_1 = 50 \text{ Hz}$ et $f_2 = 55 \text{ Hz}$.

$$y(t) = \cos(2\pi f_1 t) + \sin(2\pi f_2 t) \quad 0 \leq t \leq 1$$

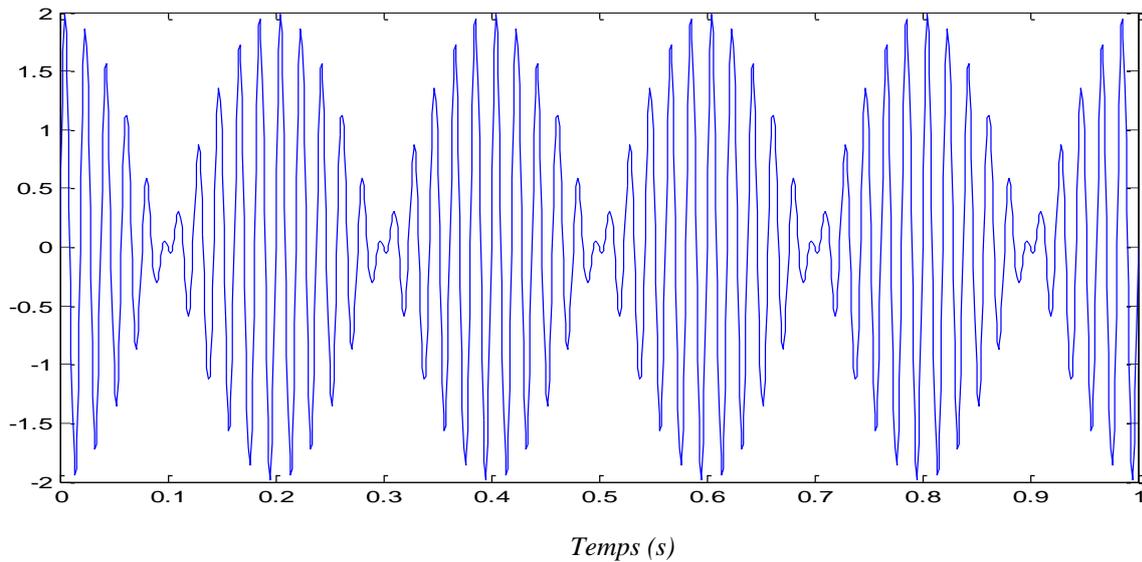


Figure III.13 : Représentation temporelle du signal $y(t)$.

Les résultats de décomposition EMD du signal $y(t)$ sont présentés sur la figure III.14.

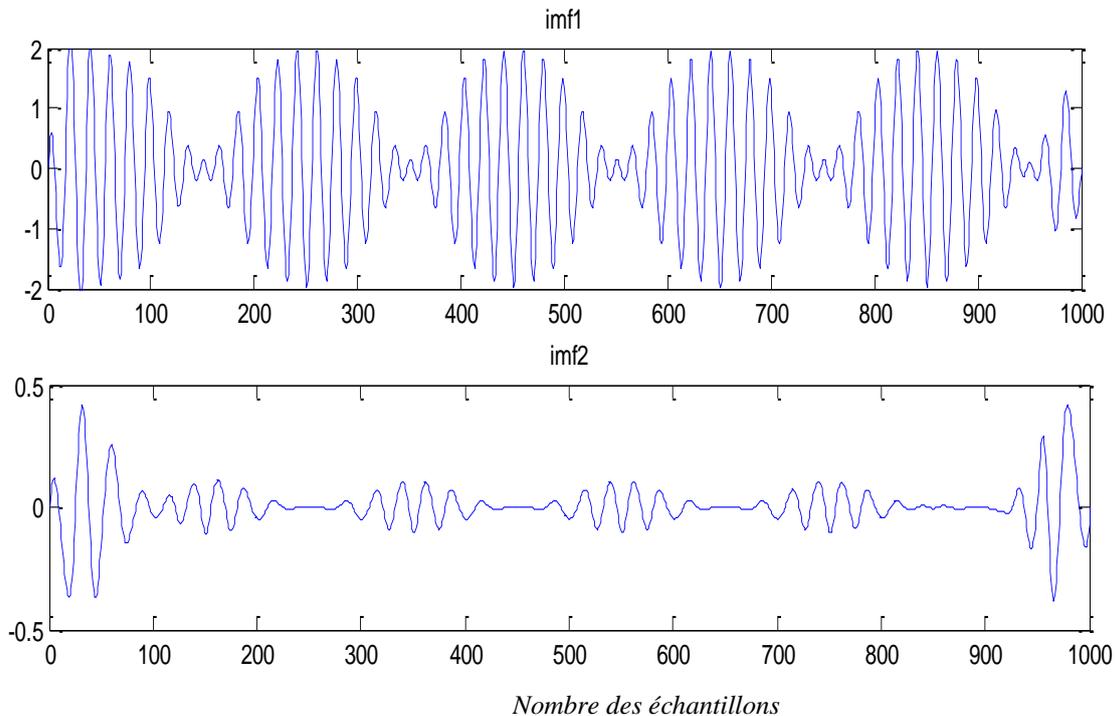


Figure III.14 : Représentation des IMFs du signal $y(t)$.

La décomposition de ce signal s'effectue normalement à deux niveaux. Le premier niveau correspond à la fréquence la plus élevée (55Hz) et l'autre à la fréquence la plus basse (50 Hz). Cependant, cet algorithme considère le signal $y(t)$ comme une seule composante modulée en amplitude car ses deux composantes fréquentielles sont très proches.

III.5 Comparaison de la méthode EMD avec la transformée en ondelette

La différence entre la transformée en ondelettes discrète et la méthode EMD se trouve en fait dans la manière dont est calculée la décomposition élémentaire du signal en des coefficients de détails plus approximation (TOD) ou en des oscillations rapides plus des oscillations lentes (EMD). Dans la TOD, les deux composantes sont calculées par une opération prédéfinie de filtrage linéaire invariante dans le temps. Cependant, les caractéristiques de la décomposition par EMD sont inversement déterminées par le signal lui-même de manière locale.

En plus, la transformée en ondelettes repose sur une base mathématique bien établie, tandis que l'EMD n'est définie que par la sortie d'un algorithme car elle ne possède pas une forme mathématique bien définie [39].

On considère le signal $z(t)$ composé des fréquences pures : $f_1 = 5 \text{ Hz}$, $f_2 = 15 \text{ Hz}$, $f_3 = 30 \text{ Hz}$. La représentation temporelle de ce signal est illustrée par la figure III.15.

$$z(t) = \cos(2\pi f_1 t) + \cos(2\pi f_2 t) + \cos(2\pi f_3 t)$$

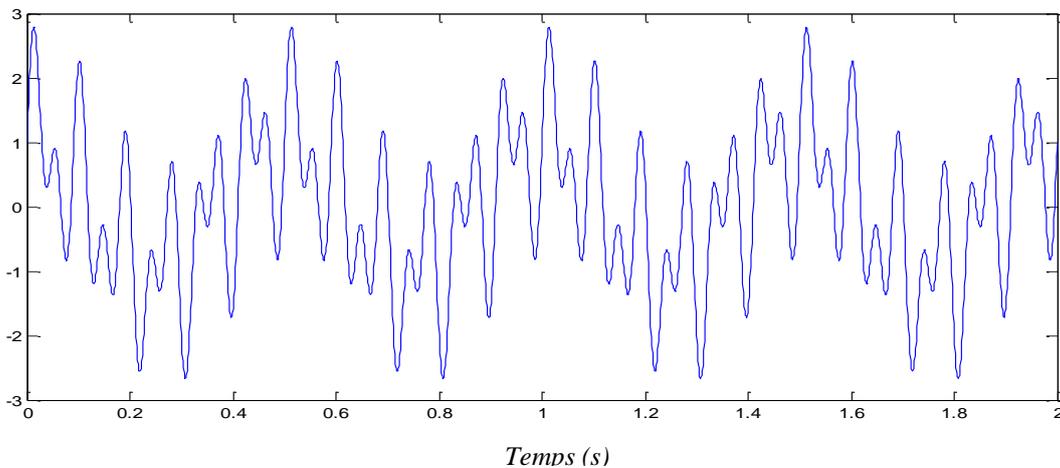


Figure III.15 : Représentation temporelle du signal original $z(t)$.

Dans un premier temps, nous analysons le signal $z(t)$ par la méthode EMD en obtenant trois fonctions oscillantes (IMFs), dont la première fonction est la plus rapide, la deuxième est la moyenne et la troisième est la plus lente (Figure III.16).

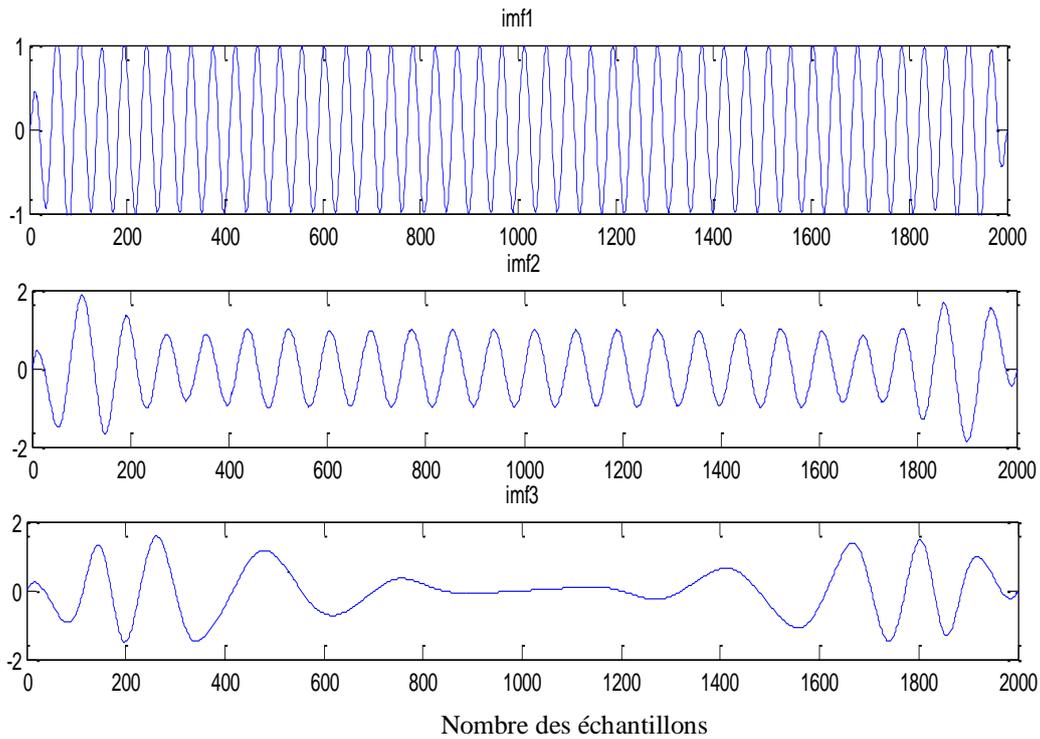


Figure III.16 : Les modes (IMFs) de la décomposition EMD du signal $z(t)$.

La décomposition par la transformée en ondelette discrète (TOD) du signal $z(t)$ est illustrée par les figures III.17 et III.18. Nous observons que les coefficients de détail contiennent les composantes de hautes fréquences, par contre les basses fréquences apparaissent dans les coefficients d'approximation.

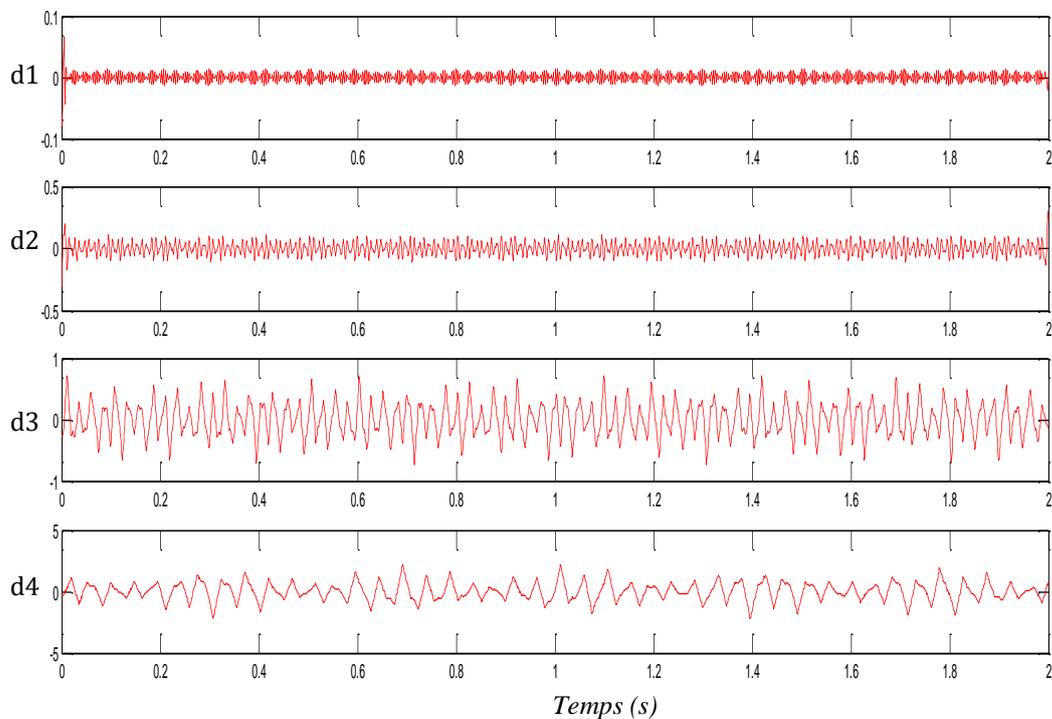


Figure III.17 : Coefficients de détail de la décomposition par la TOD du signal $z(t)$.

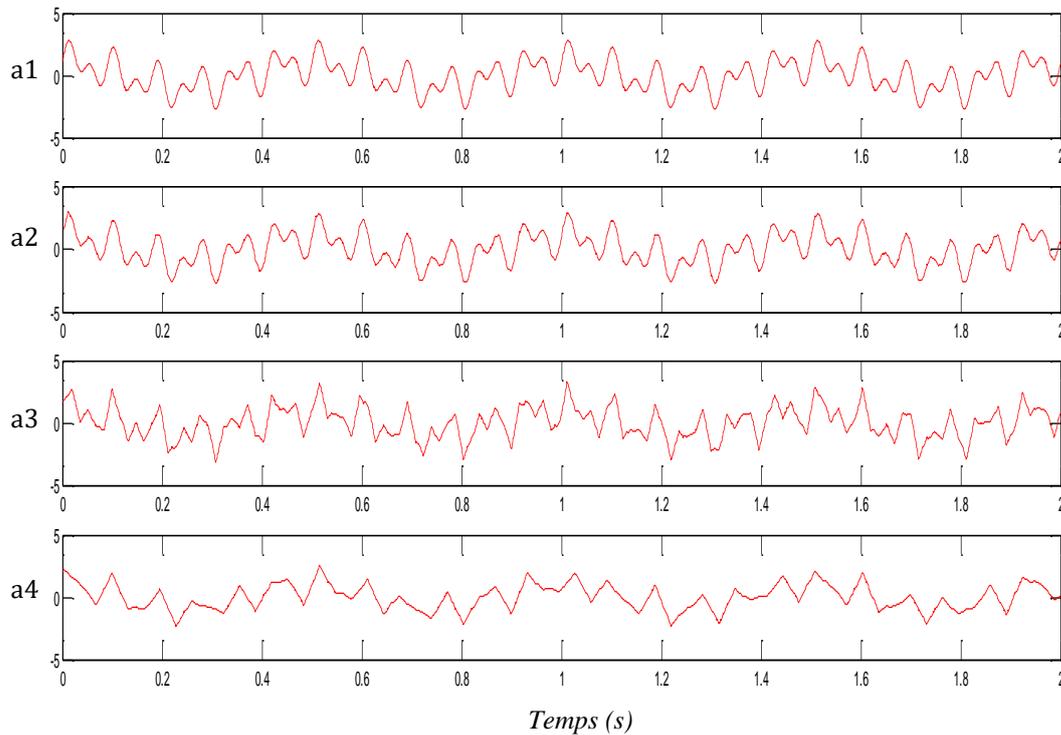


Figure III.18 : Coefficients d'approximation de la décomposition par la TOD du signal $z(t)$.

A titre de comparaison entre les deux techniques de décomposition, nous avons calculé l'erreur d'estimation de ce signal dans les deux cas (Figure III.19).

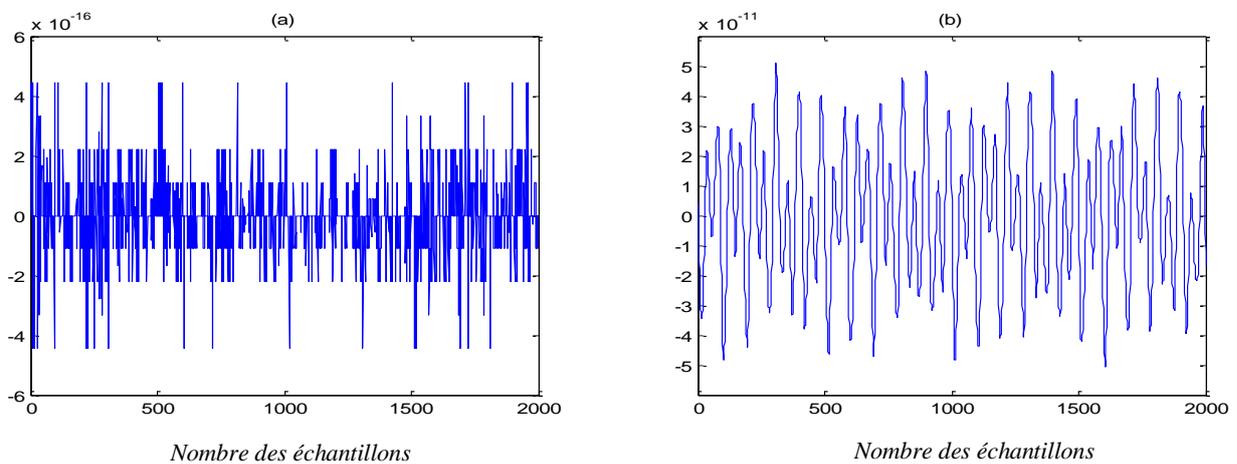


Figure III.19 : Erreur d'estimation : (a) de l'EMD, et (b) de la TOD.

La comparaison entre les erreurs obtenues met en évidence que l'erreur d'estimation calculé en utilisant la méthode EMD est plus faible que celui de la transformée en ondelettes. Ce résultat démontre la supériorité de la méthode de décomposition modale empirique pour l'analyse des signaux transitoires non-linéaires avec un faible taux d'erreur.

III.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit le principe de la méthode de décomposition modale empirique (EMD). Nous avons également présenté les étapes du processus de tamisage, ainsi que ses caractéristiques temps-fréquence. Enfin, une étude comparative entre les deux algorithmes de décomposition des signaux EMD et TOD a été effectuée. La méthode EMD a entraîné un faible taux d'erreur d'estimation et donc elle constitue un outil très puissant pour analyser les signaux transitoires non-linéaires.

Chapitre IV

*Application de la méthode EMD pour le débruitage
des signaux ECG*

IV.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à l'application de la méthode de décomposition modale empirique (EMD) pour le débruitage des signaux électrocardiographiques (ECG). Dans un premier temps, nous analysons le signal original par la méthode EMD en utilisant 12 niveaux de décomposition. Ensuite, toutes les fonctions oscillantes obtenues sont filtrées en éliminant le bruit de haute fréquence observé sur ces modes. L'addition de tous les nouveaux modes filtrés donne un signal ECG filtré du bruit de basse fréquence avec une ligne de base corrigée. Puis, nous décomposons le signal obtenu en utilisant la méthode de l'analyse multirésolution à cinq niveaux fondée sur la transformée en ondelettes discrète (TOD) pour supprimer le bruit de haute fréquence. A ce stade, un seuillage doux des coefficients d'ondelettes est appliqué avant de reconstruire le signal par la transformée en ondelettes discrète inverse (TODI) représentant le signal dépourvu de tous types de bruits (basses et hautes fréquences). Enfin, nous implémentons l'algorithme de débruitage proposé en utilisant des signaux ECG réels mélangés avec un bruit blanc gaussien avec différents valeurs du rapport signal sur bruit. Cette évaluation est effectuée en termes de la mesure de deux paramètres principaux, à savoir : le rapport signal sur bruit et l'erreur quadratique moyenne après filtrage.

IV.2 La base de données MIT-BIH

Depuis 1975, les laboratoires de l'hôpital "BIH : Beth Israël Hospital" et l'institut de technologie MIT (Massachusetts Institute of Technology) ont réalisé une base de données nommée MIT-BIH [32], dont la distribution et l'utilisation ont commencées en 1980.

VI.2.1 Description de la base de données MIT-BIH

La base de données MIT-BIH est une collection de signaux d'électrocardiogramme (ECG) enregistrés à partir de 47 sujets distincts. Ces signaux ont été collectés à l'aide d'un système d'enregistrement Holter qui a permis de les capturer sur une période de 24 heures. Les signaux ont été numérisés avec une fréquence d'échantillonnage égale à 360 Hz et stockés sous forme de fichiers texte. Elle contient un total de 5 402 enregistrements ECG, chacun étant étiqueté avec une annotation manuelle qui identifie les complexes QRS et les autres événements cardiaques. Les annotations ont été effectuées par des experts en cardiologie et sont considérées comme une référence de qualité pour l'analyse des signaux ECG.

Cette base de données est beaucoup employée dans la recherche en cardiologie et en traitement du signal, parce qu'elle fournit un ensemble de données de référence pour la validation et le test des algorithmes de détection et de classification des événements cardiaques. En outre, elle est largement utilisée pour la formation et l'évaluation des systèmes d'intelligence artificielle destinés à l'analyse des signaux ECG.

VI.2.2 Dérivations de la base de données MIT-BIH

Les dérivations disponibles dans la base de données comprennent:

- Dérivation I: enregistrement bipolaire standard entre les électrodes de bras droit et de bras gauche.
- Dérivation II: enregistrement bipolaire standard entre les électrodes de bras droit et de jambe gauche.
- Dérivation III: enregistrement bipolaire standard entre les électrodes de bras gauche et de jambe gauche.
- AVR: enregistrement unipolaire entre l'électrode de bras droit et une moyenne des électrodes de bras gauche et de jambe gauche.
- AVL: enregistrement unipolaire entre l'électrode de bras gauche et une moyenne des électrodes de bras droit et de jambe gauche.
- AVF: enregistrement unipolaire entre l'électrode de jambe gauche et une moyenne des électrodes de bras droit et de bras gauche.
- V1 à V6: enregistrements unipolaires sur la poitrine aux positions V1 à V6.

IV.2.3 Différents fichiers de la base MIT-BIH

Chaque enregistrement de la base de données MIT-BIH, possède trois fichiers différents avec des extensions: .dat, .hea et .atr.

a. Fichier de données (.dat)

Il contient les données numérisées du signal ECG. Deux signaux différents correspondant aux deux dérivations (MLII, V5) sont stockés dans le même fichier, exemple : 100.dat, 108.dat.

b. Fichier header (.hea)

Il représente un fichier à entête ; il contient les paramètres d'interprétation du fichier de données correspondant qui permettent au programme de l'utiliser, à savoir : la fréquence

d'échantillonnage, le gain d'amplification, les dériviations utilisées, le nombre d'échantillons, la pathologie,...etc.

c. Fichier annotation (.atr)

Ce fichier contient les positions ou les moments d'apparition des pics R des complexes QRS pour chaque enregistrement. Ces emplacements ont été marqués manuellement par plusieurs cardiologues. Il contient un nombre donnant l'ordre du pic R ainsi qu'une marque correspondant au type du QRS (normal ou anormal).

IV.3 Description de la méthode de débruitage des signaux ECG

Le signal ECG est largement utilisé pour le diagnostic des pathologies cardiaques et sa bonne interprétation se base sur la qualité de son enregistrement. En effet, le signal ECG peut contenir différents sources de perturbations indésirables, le débruitage des tracés ECG constitue donc une étape très importante dans le domaine du traitement du signal ECG.

Le processus de filtrage des signaux ECG est une technique qui permet de supprimer les interférences électriques indésirables dans les signaux ECG enregistrés. Ces interférences peuvent provenir des sources telles que les mouvements musculaires, les lignes électriques ou les équipements médicaux. Donc, le débruitage des tracés ECG constitue une étape très nécessaire et préalable car il permet d'obtenir des signaux plus clairs et plus précis, ce qui facilite le diagnostic des anomalies cardiaques.

IV.3.1 Principe générale de la méthode

Afin d'éliminer les bruits et d'améliorer la qualité des enregistrements ECG issus de la base de données MIT-BIH, nous avons implémenté un algorithme robuste et automatique en se basant sur l'utilisation conjointe de la méthode de décomposition modale empirique (EMD) et la méthode de l'analyse multi-résolution (AMR). La figure (IV.1) présente l'organigramme général de la méthode utilisée.

Tout d'abord, le signal ECG original de la base de données MIT-BIH est décomposé par la méthode EMD en obtenant douze modes empiriques (IMFs). Ensuite, un filtre passe-bas est appliqué à tous les modes obtenus (IMFs) pour supprimer les bruits de haute fréquence observés sur ces modes. Le signal reconstruit à cette étape est un signal dépourvu du bruit de basse fréquence ayant une ligne de base corrigée. Puis, le signal résultant est analysé par la transformée en ondelettes discrète (TOD) à cinq niveaux. Après, un seuillage doux est appliqué sur tous les coefficients de détail obtenus pour permettre à la fin de reconstruire un signal filtré.

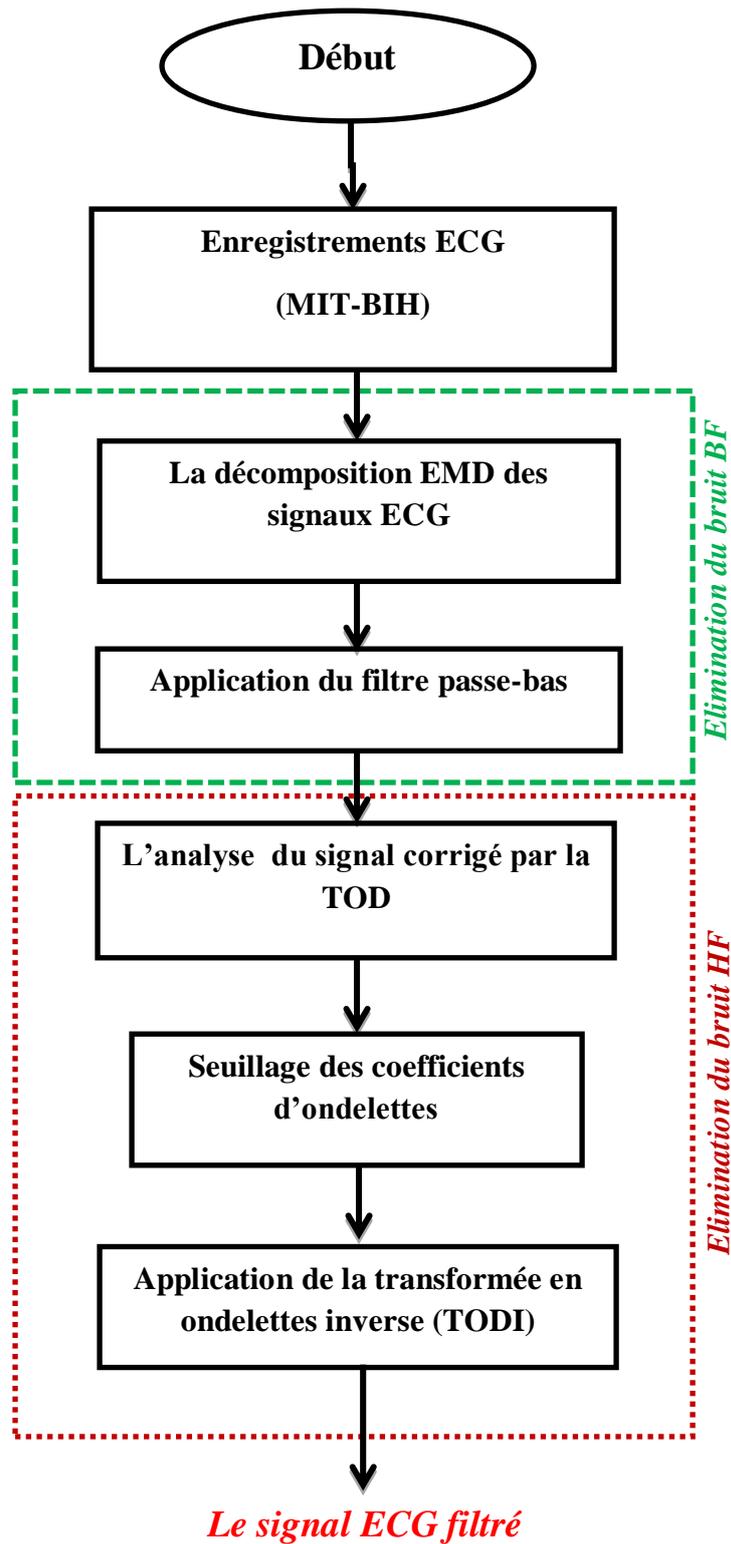


Figure IV.1 : Organigramme général de la méthode de débruitage des signaux ECG.

La figure IV.2 illustre un segment d'un tracé ECG 115 (5,5-10 s) de la dérivation MLII. Nous observons la présence des bruits de haute fréquence et aussi un bruit de basse fréquence qui se manifeste sur le tracé par une fluctuation de la ligne de base.

Les fluctuations de la ligne de base des tracés ECG résultants principalement du processus de respiration du corps, caractérisée dans le domaine fréquentielle par une bande de basses fréquences [0,15-0,8 Hz] [29]. Cependant, les bruits de haute fréquence sont provoqués par l'activité musculaire extracardiaque et les interférences dues aux appareils de mesure (électrocardiographes, électrodes,...).

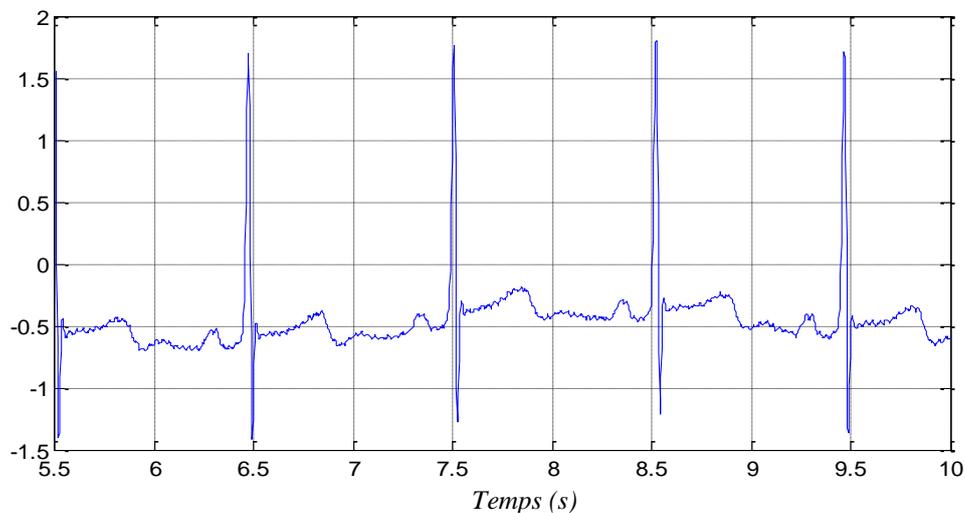


Figure IV.2 : Représentation temporelle du signal original 115 (5.5-10 s).

IV.3.2 La décomposition modale empirique des signaux ECG

La décomposition modale empirique (EMD) est une méthode de traitement de signal qui permet de décomposer un signal complexe en plusieurs composantes plus simples appelées modes.

L'analyse du signal ECG par la méthode EMD s'effectue en utilisant douze niveaux de décomposition pour assurer la présence de quelques composants de basse fréquence du signal original. En effet, la fréquence diminue progressivement au cours de l'augmentation de l'ordre du niveau de décomposition. La figure IV.3 illustre la représentation temporelle de toutes les fonctions oscillantes (IMFs) pour douze niveaux de décomposition.

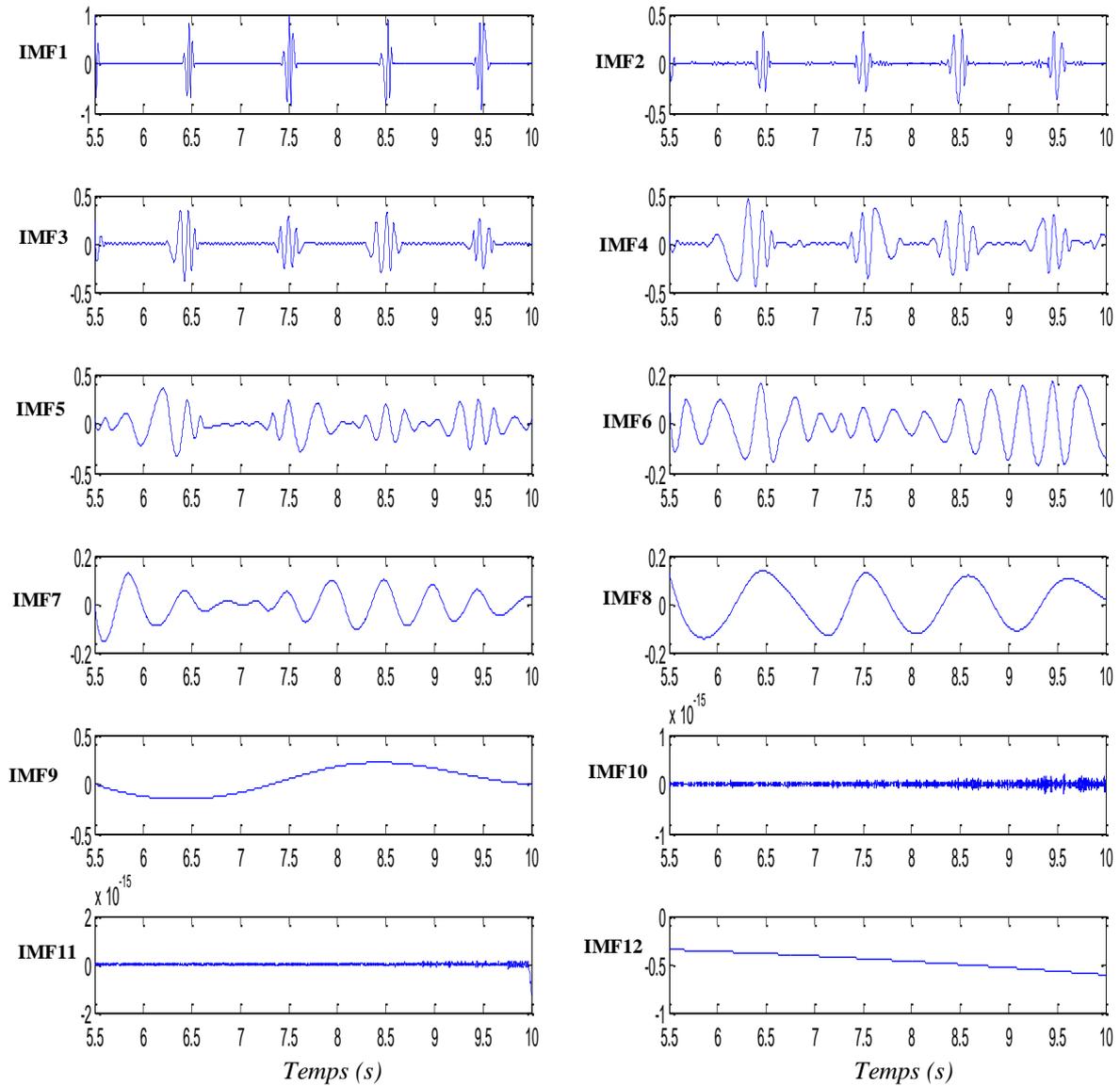


Figure IV.3 : Décomposition EMD du signal original à douze niveaux.

Nous observons des composantes proches aux complexes QRS apparaissant clairement sur les quatre fonctions oscillantes pour les premiers niveaux (de 1 à 4). Il est également évident que la fréquence des modes diminue avec l'augmentation de l'ordre de niveau de décomposition et ses signaux deviennent de plus en plus lisses.

IV.3.3 Filtrage passe-bas des modes intrinsèques

Le filtre passe-bas est une technique de filtrage des signaux permettant de supprimer les perturbations indésirables de hautes fréquences. Dans cette phase, tous les modes empiriques sont filtrés en appliquant un filtre passe-bas de Butterworth, qui représente un type de filtres linéaires conçu pour avoir un gain aussi constant que possible dans sa bande passante. La représentation temporelle des nouveaux IMFs est illustrée sur la figure IV.4. Nous observons que tous les signaux des IMFs après le filtrage ont des formes similaires à la forme du tracé ECG original.

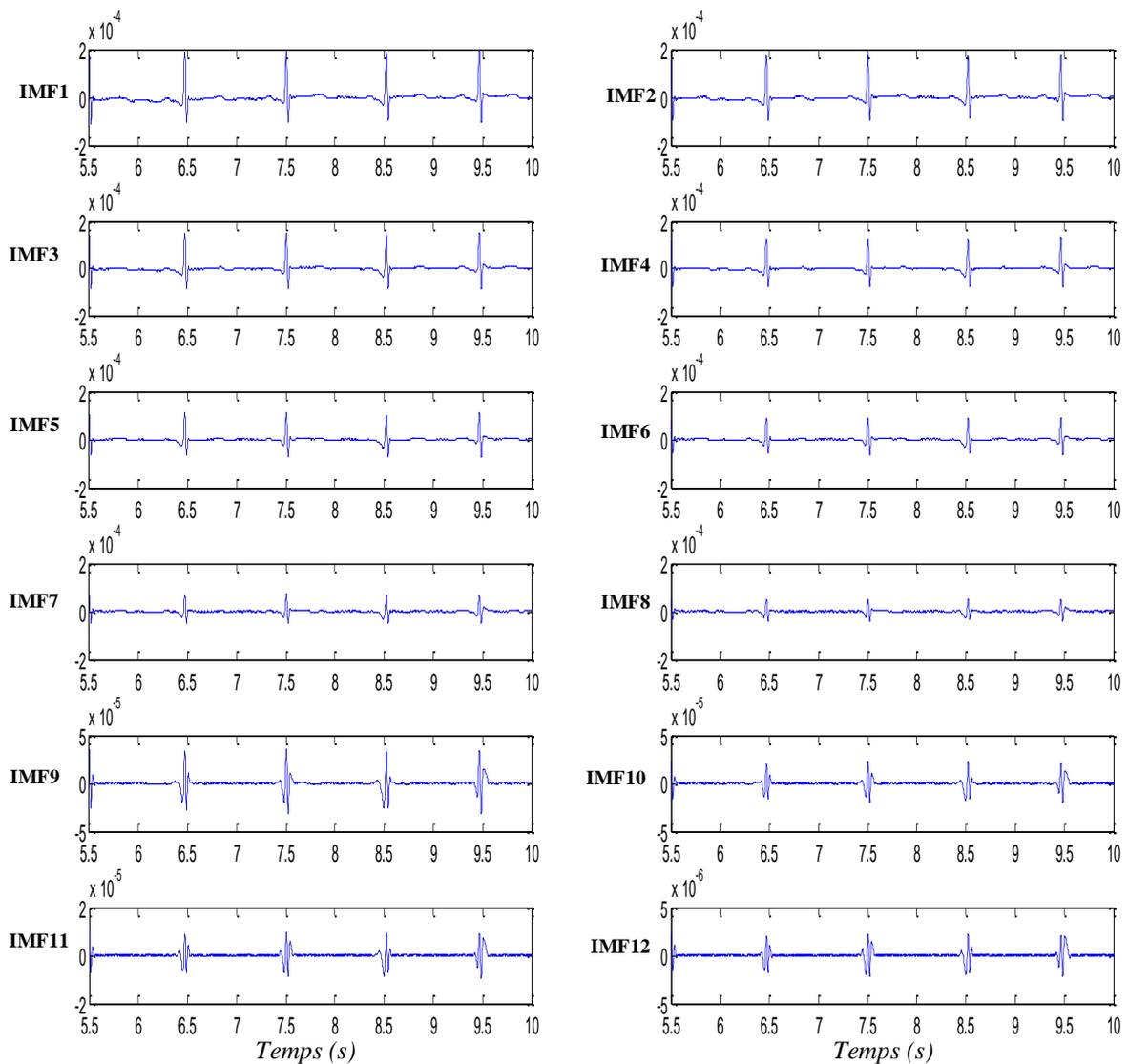


Figure IV.4: Représentation temporelle des nouveaux modes filtrés.

La reconstruction par application de la décomposition EMD inverse (EMDI) en utilisant les nouveaux IMFs filtrés donne un signal corrigé, représenté sur la figure IV.5. Nous remarquons que la ligne de base est bien corrigée par comparaison avec le signal original. Par conséquent, le bruit de basse fréquence apparu sur les tracés ECG par des fluctuations de la ligne de base est éliminé et il reste donc à supprimer les perturbations de haute fréquence observées sur le nouveau tracé ECG.

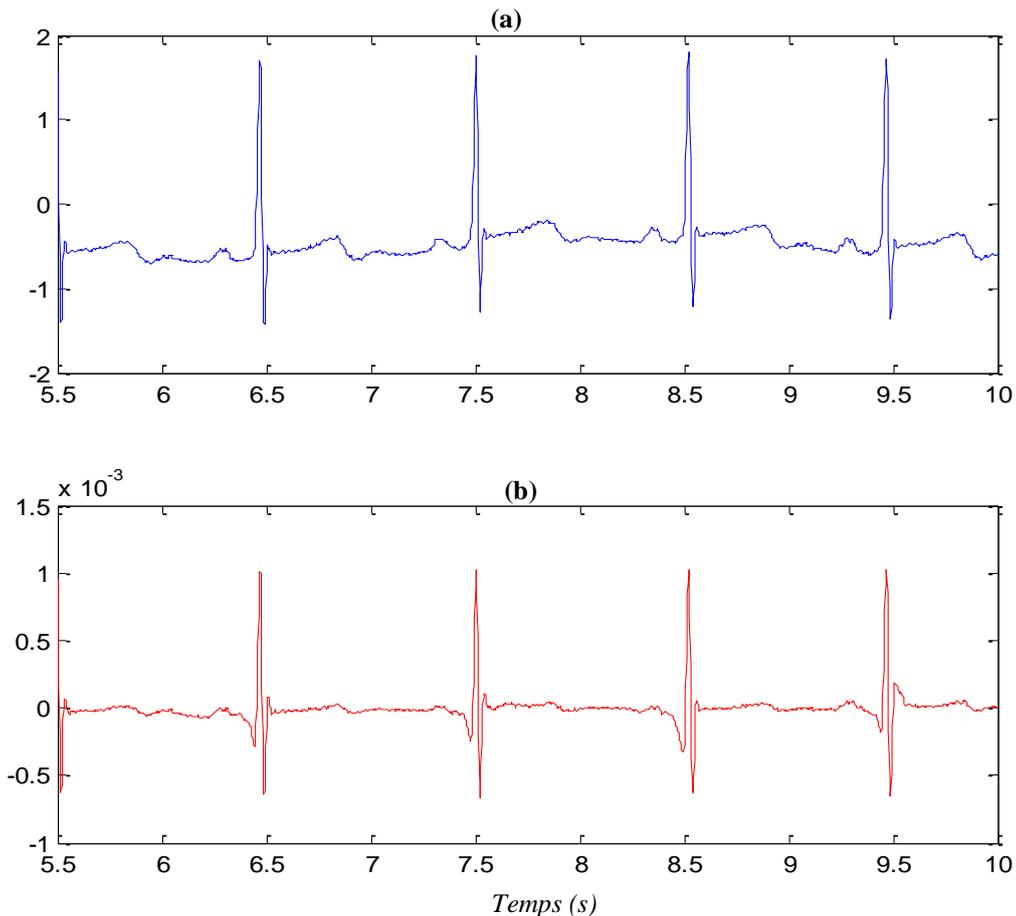


Figure IV.5: Représentation d'un segment de l'enregistrement 115 : (a) le signal original, (b) le signal corrigé.

IV.3.4 La décomposition en ondelettes discrète du signal corrigé

La décomposition en ondelettes discrète est une technique de représentation temps-échelle permettant d'analyser un signal en différentes échelles (fréquences). L'analyse du signal ECG corrigé (étape précédente) par la TOD s'effectue en utilisant cinq niveaux de décomposition.

Le choix d'une fonction d'ondelette particulière avec une forme étroitement proche de la morphologie du signal à étudier est une tâche très importante dans les applications basées sur la TOD [33].

La décomposition en ondelettes du signal est effectuée en utilisant la fonction d'ondelette mère 'Db6' de la famille de Daubechies, représentée sur la figure IV.6. En effet, cette dernière a une forme fortement similaire de celle du complexe QRS du tracé ECG et son spectre d'énergie est apparu dans les basses fréquences [31].

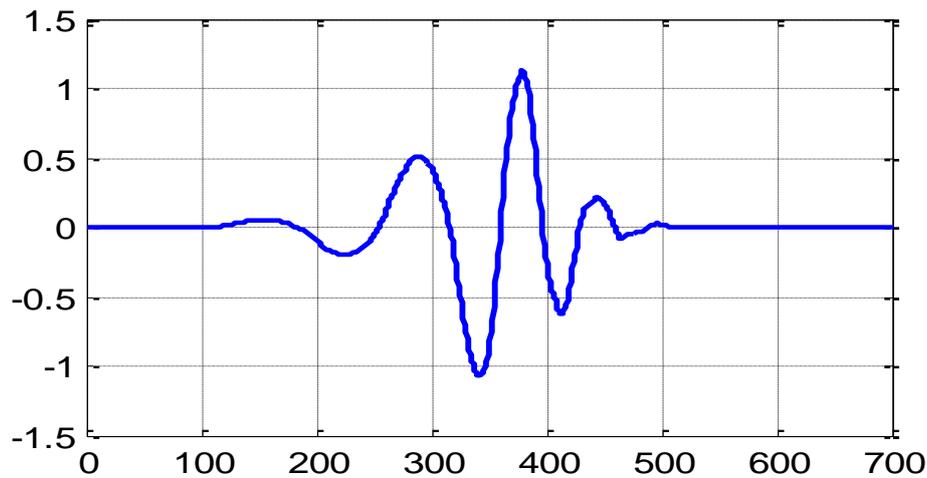


Figure IV.6: La fonction d'ondelette db6.

Les coefficients d'approximation et de détail correspondant aux cinq niveaux de décomposition du signal ECG corrigé sont illustrés respectivement sur la figure IV.7 et la figure IV.8. Il est évident que les informations ECG de basses fréquences apparaissent dans les coefficients d'approximation (Figure IV.7), tandis que les événements de hautes fréquences (bruits HF) sont observés dans les coefficients de détail (Figure IV.8).

En outre, le bruit HF est plus dominant dans les coefficients de détail d1 et d2 avec une faible amplitude, mais la plupart de l'énergie du signal utile est concentrée dans les autres coefficients de détail (d3-d5). Donc, nous allons baser sur ces coefficients dans la suite de notre algorithme pour la suppression du bruit HF.

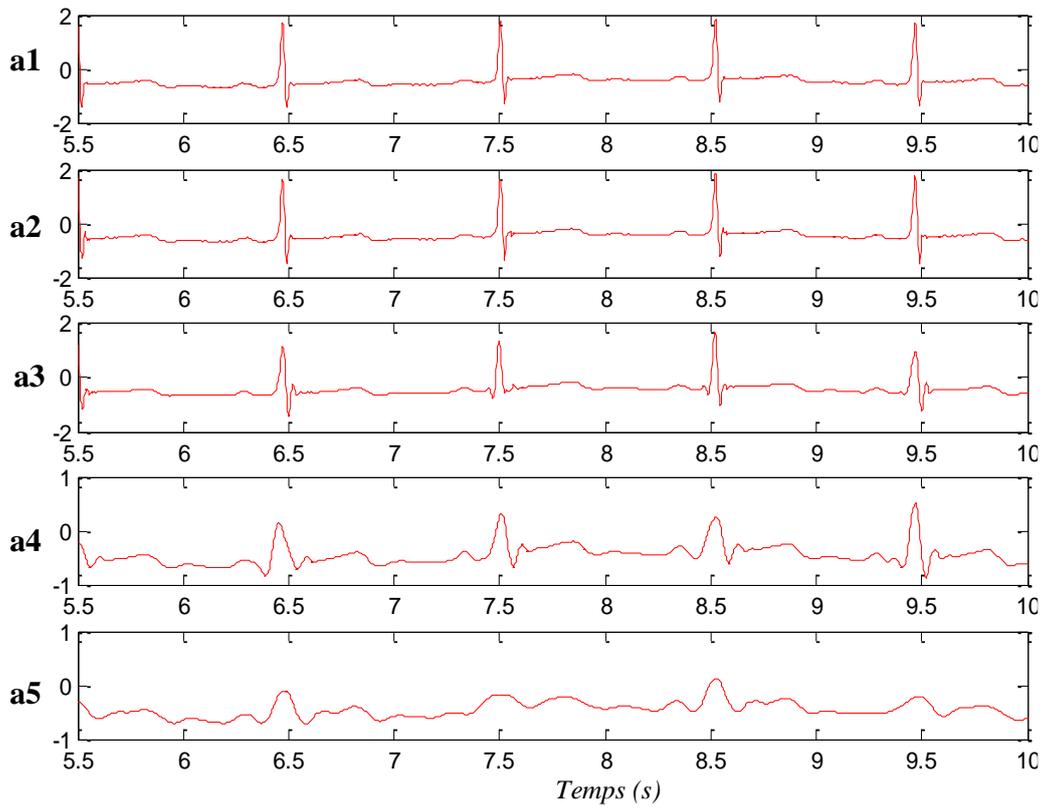


Figure IV.7 : Tracé des coefficients d'approximation du signal ECG corrigé.

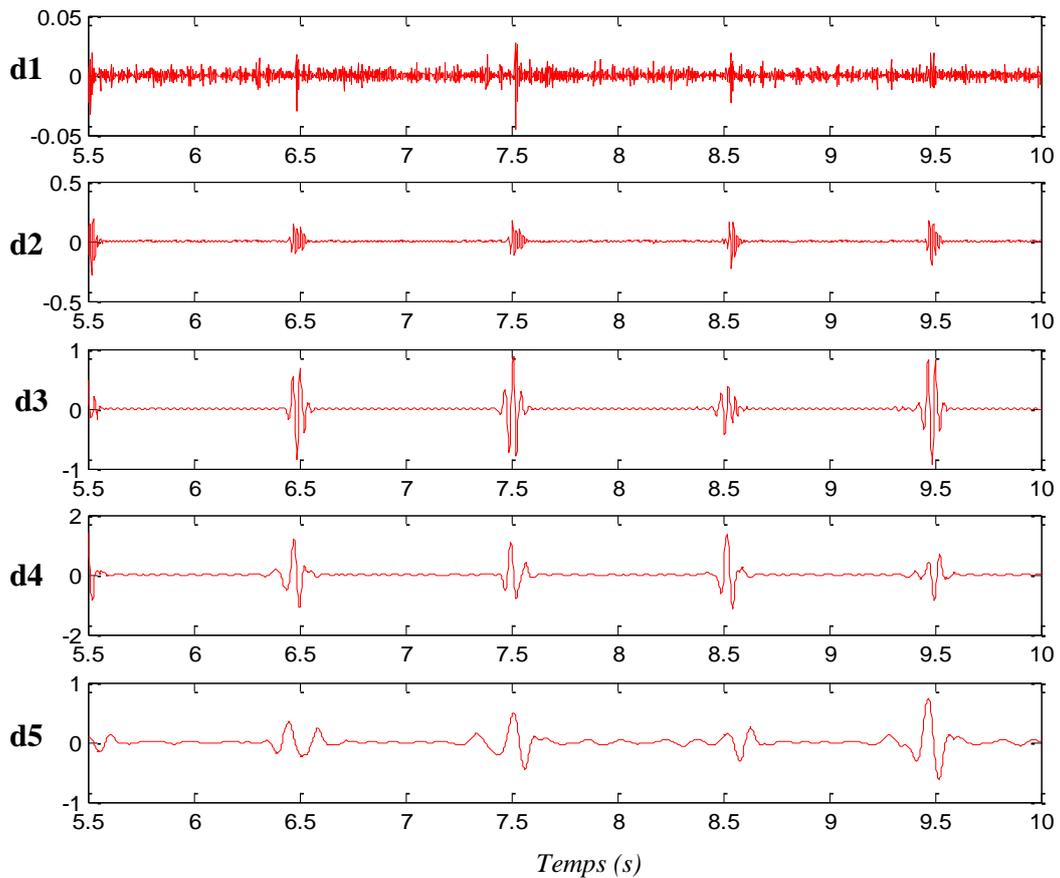


Figure IV.8 : Tracé des coefficients de détail du signal ECG corrigé.

IV.3.4 Le seuillage des coefficients de détail

Le seuillage des coefficients d'ondelettes est une technique couramment utilisée pour réduire le bruit dans les signaux ECG. Cette technique consiste à supprimer les coefficients d'ondelettes dont l'amplitude est inférieure à un certain seuil. En supprimant les coefficients d'ondelettes de faible amplitude, on peut réduire le bruit dans le signal ECG et améliorer la qualité de l'analyse. Cependant, il est important de choisir un seuil approprié pour éviter de supprimer des informations utiles du signal.

Le choix du seuil dépend de la nature du signal ECG et du niveau de bruit présent dans le signal. Il existe plusieurs méthodes pour déterminer le seuil optimal, telles que la méthode de l'écart-type et la méthode de la courbe de coefficient. Une fois que le seuil est déterminé, les coefficients d'ondelettes inférieurs au seuil sont supprimés, ce qui permet d'obtenir un signal ECG plus propre et plus facile à analyser. Cette technique est souvent utilisée en combinaison avec la décomposition en ondelettes discrète pour améliorer la qualité des signaux analysés. Parmi les méthodes d'estimation du seuil, on peut citer : le seuillage universel, le seuillage RIGSURE, Minimax et le seuillage HEURSURE [30].

Dans notre travail, nous appliquons un seuillage doux sur les coefficients de détail obtenus précédemment. Dans le cas du seuillage doux, on met toujours à zéro les coefficients inférieurs à un seuil T . Par contre, pour ceux supérieurs à T , on atténue l'amplitude des coefficients par la valeur du seuil afin de s'assurer d'avoir enlevé l'effet du bruit même pour les forts coefficients. Donc, la règle de seuillage est exprimée comme suit (Figure IV.9) :

$$D_s(x) = \begin{cases} x - \text{sign}(x) \cdot T & \text{si } |x| > T \\ 0 & \text{si } |x| \leq T \end{cases} \quad (\text{IV.1})$$

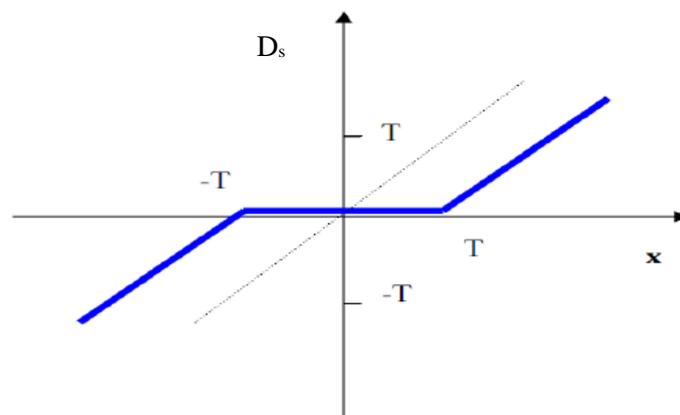


Figure IV.9: La courbe caractéristique de seuillage doux.

Nous utilisons une valeur de seuil dépendant du niveau de décomposition exprimée comme suit [30] :

$$T = 0.5\sqrt{2E_i \log_2(N)} \quad (\text{IV.2})$$

Dont l'énergie E_i est estimée selon l'expression suivante :

$$\hat{E}_i = \frac{E_i^2}{0.719} 2.019^{-i} \quad \text{pour } i = 2, 3, \dots, N \quad (\text{IV.3})$$

où : E_1 est l'énergie du coefficient correspondant au premier niveau exprimée par :

$$E_1 = \frac{\text{Moyenne}(d1)}{0.6745} \quad (\text{IV.4})$$

Afin d'obtenir le signal débruité, nous allons effectuer une reconstruction des coefficients de détails après seuillage en utilisant la transformée en ondelettes inverse selon l'expression :

$$s_{\text{filtré}} = a_5 + \sum_{j=1}^5 d_{sj} \quad (\text{IV.5})$$

où :

a_5 : est le coefficient d'approximation au niveau 5.

d_{sj} : est le coefficient de détail après seuillage doux au niveau j.

La figure IV.10 illustre la représentation temporelle du signal ECG avant et après la suppression du bruit de haute fréquence. Nous observons que le signal est bien filtré car les perturbations HF observées sur ce tracé ECG sont fortement réduites sans atténuation de ses ondes caractéristiques (P, QRS et T).

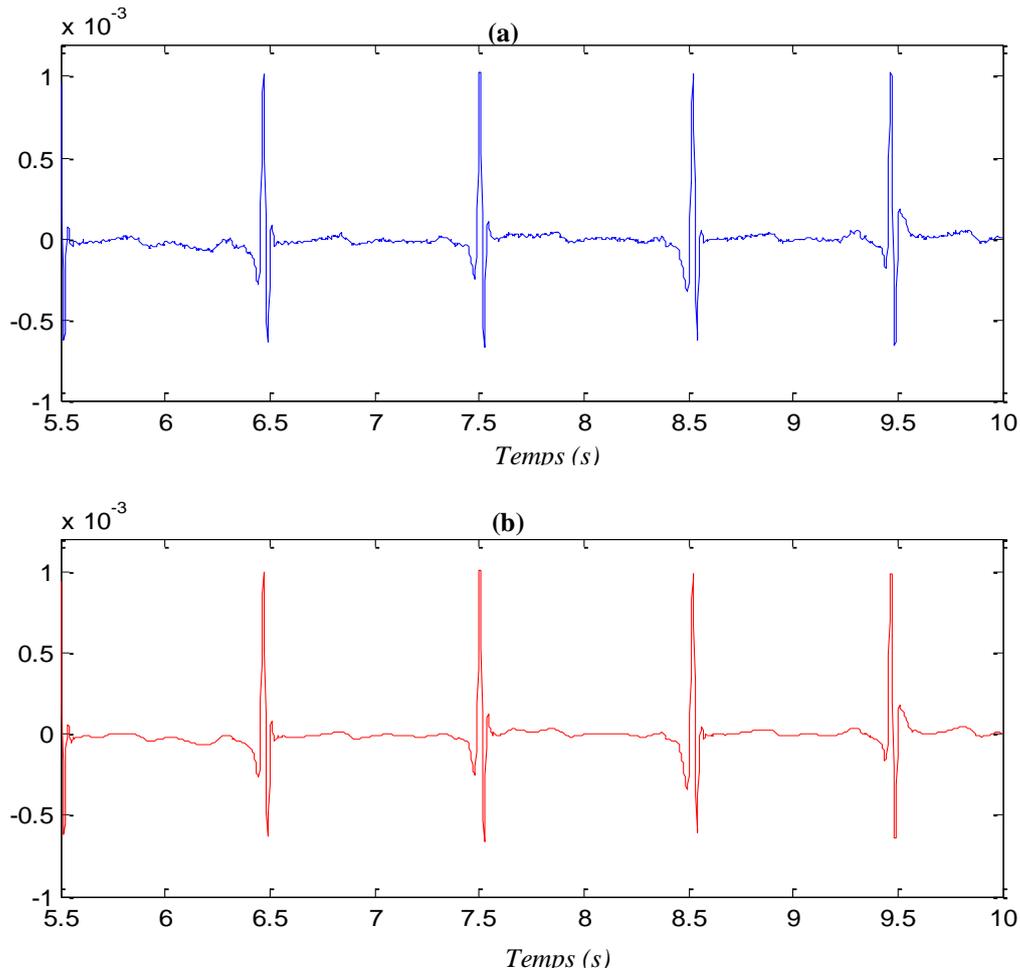


Figure IV.10: Représentation temporelle du signal : (a) original, (b) débruité.

IV.4 Application de l'algorithme pour le débruitage des segments ECG différents

Afin d'illustrer l'efficacité de débruitage effectué, nous allons appliquer cet algorithme sur des segments des signaux ECG contenant des déformations et des morphologies spéciales. Les représentations temporelles des segments ECG du signal 203 (12 -26 s) et 205 (22- 26 s) montrent que la dérive de la ligne de base est bien corrigée avec une très bonne élimination des perturbations HF (Figure IV.11 et Figure IV.12).

- Segment 203 (12-26 s) :

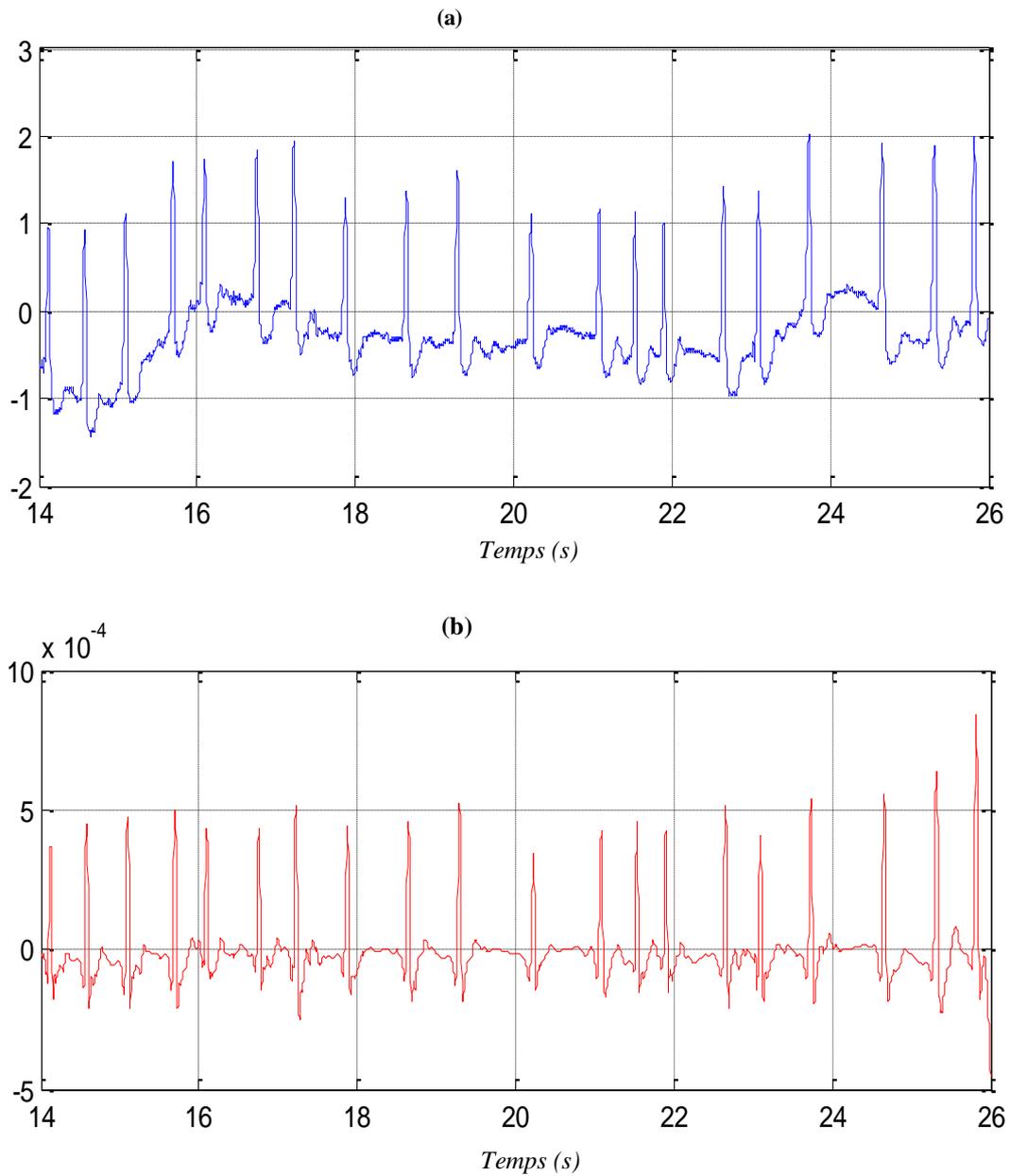


Figure IV.11 : Représentation temporelle du segment 203 (14-26 s) : (a) signal original, (b) signal débruité.

- Segment 205 (22-26 s)

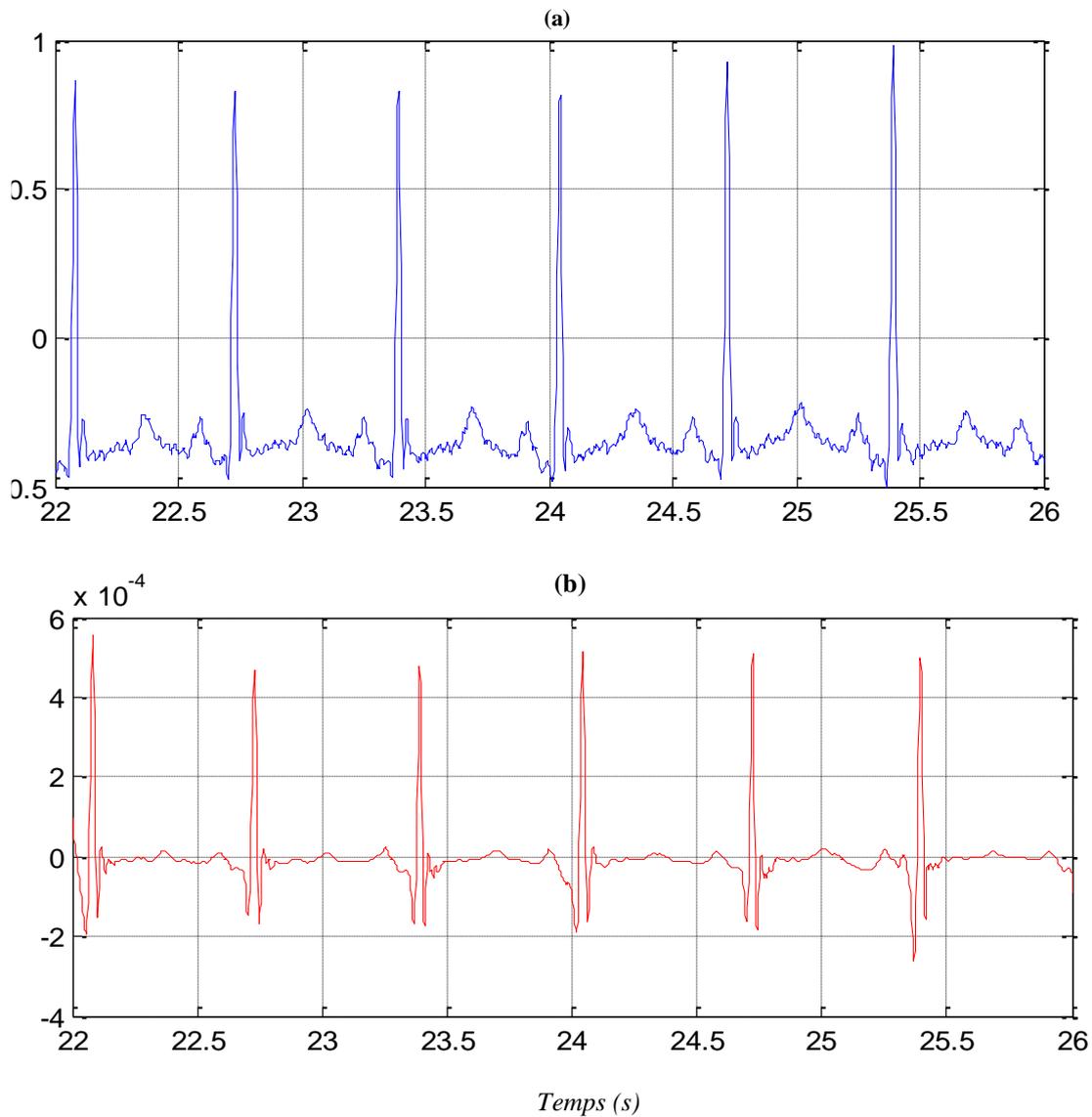


Figure IV.12 : Représentation temporelle du segment 205 (22-26 s): (a) signal original

(b) signal débruité.

La représentation temporelle du segment 101(130- 134 s) illustre une bonne amélioration de la qualité du signal débruité. Cependant, nous observons une petite zone du segment contenant des perturbations HF. Afin d'estimer la qualité de débruitage de ce segment, nous avons calculé l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre le signal original et celui débruité selon l'équation :

- Segment 101(130-134 s)

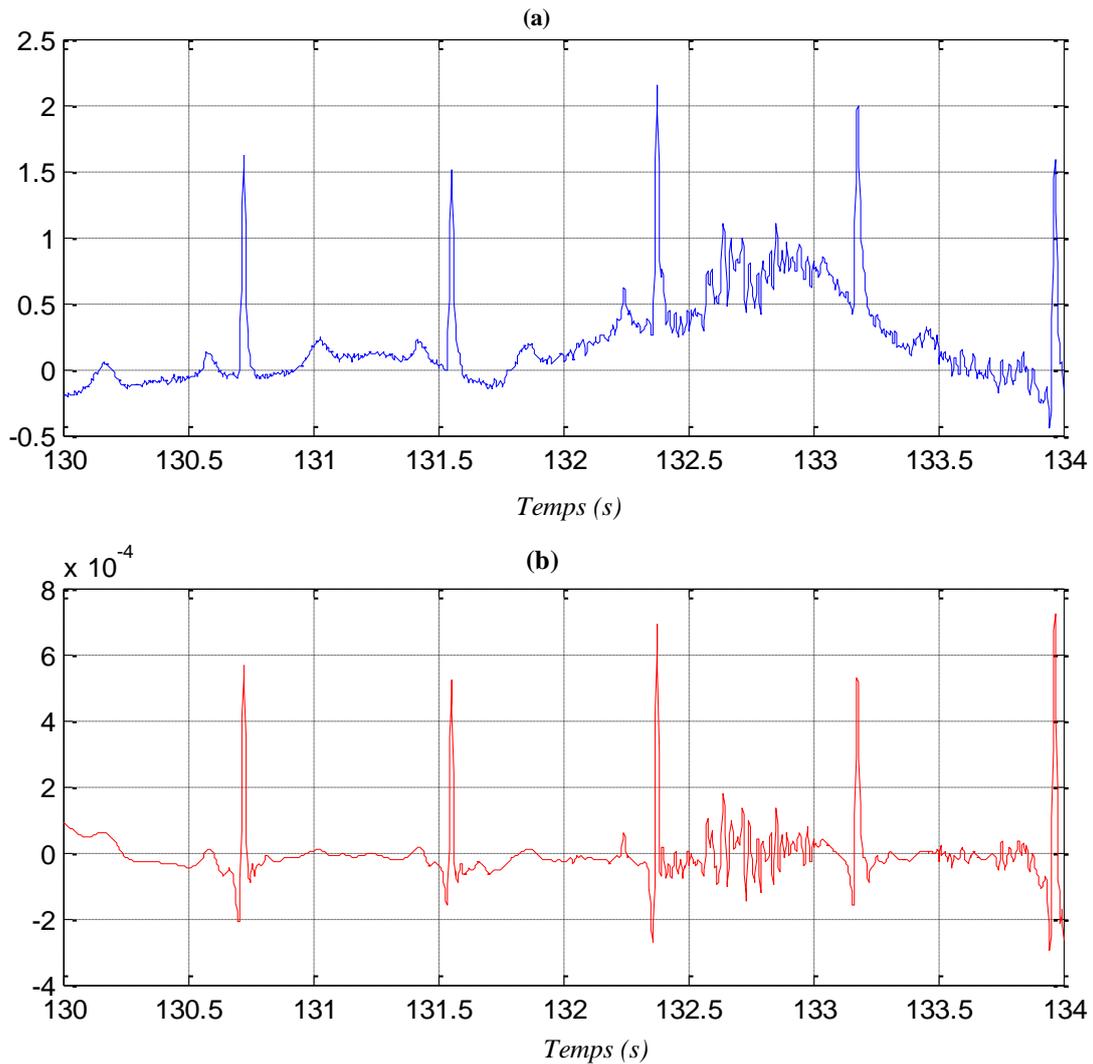


Figure IV.13 : Représentation temporelle du segment 101 (130-134 s) : (a) signal original, (b) signal débruité.

$$EQM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_0(i) - x_d(i))^2 \quad (IV.6)$$

où :

$x_0(i)$: est le signal ECG original.

$x_d(i)$: représente le signal ECG débruité.

Nous avons dans le cas de ce segment calculé une erreur quadratique moyenne égale à **3.1792 10^{-10}** . Cette faible valeur met en évidence l'efficacité de la méthode de débruitage implémentée.

IV.5 Application de l'algorithme de débruitage sur des signaux mélangés avec un bruit blanc gaussien

Soit maintenant le mélange additif entre le signal ECG '115' de base MIT-BIH et un bruit blanc gaussien (Figure IV.14), avec un rapport signal sur bruit (RSB_0) égal à 5 dB.

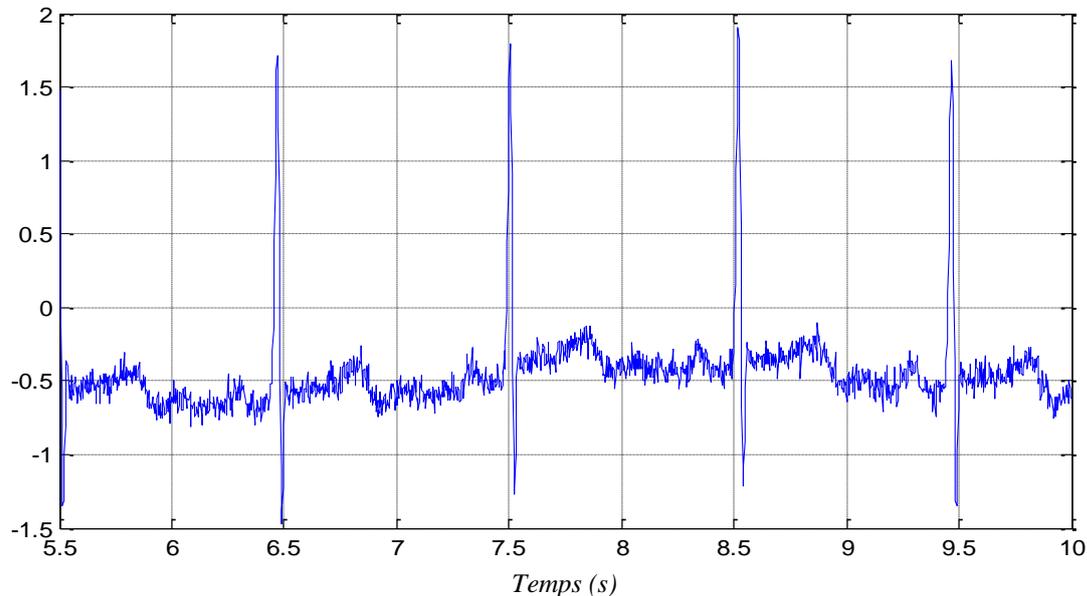


Figure IV.14: Représentation temporelle du signal ECG mélangé avec un bruit blanc gaussien

La décomposition de ce signal par EMD est réalisée en utilisant 12 IMFs, qui sont représentés sur la figure IV.15. Il est évident que le bruit ajouté apparaît dans les deux premiers IMFs car il représente un bruit de haute fréquence.

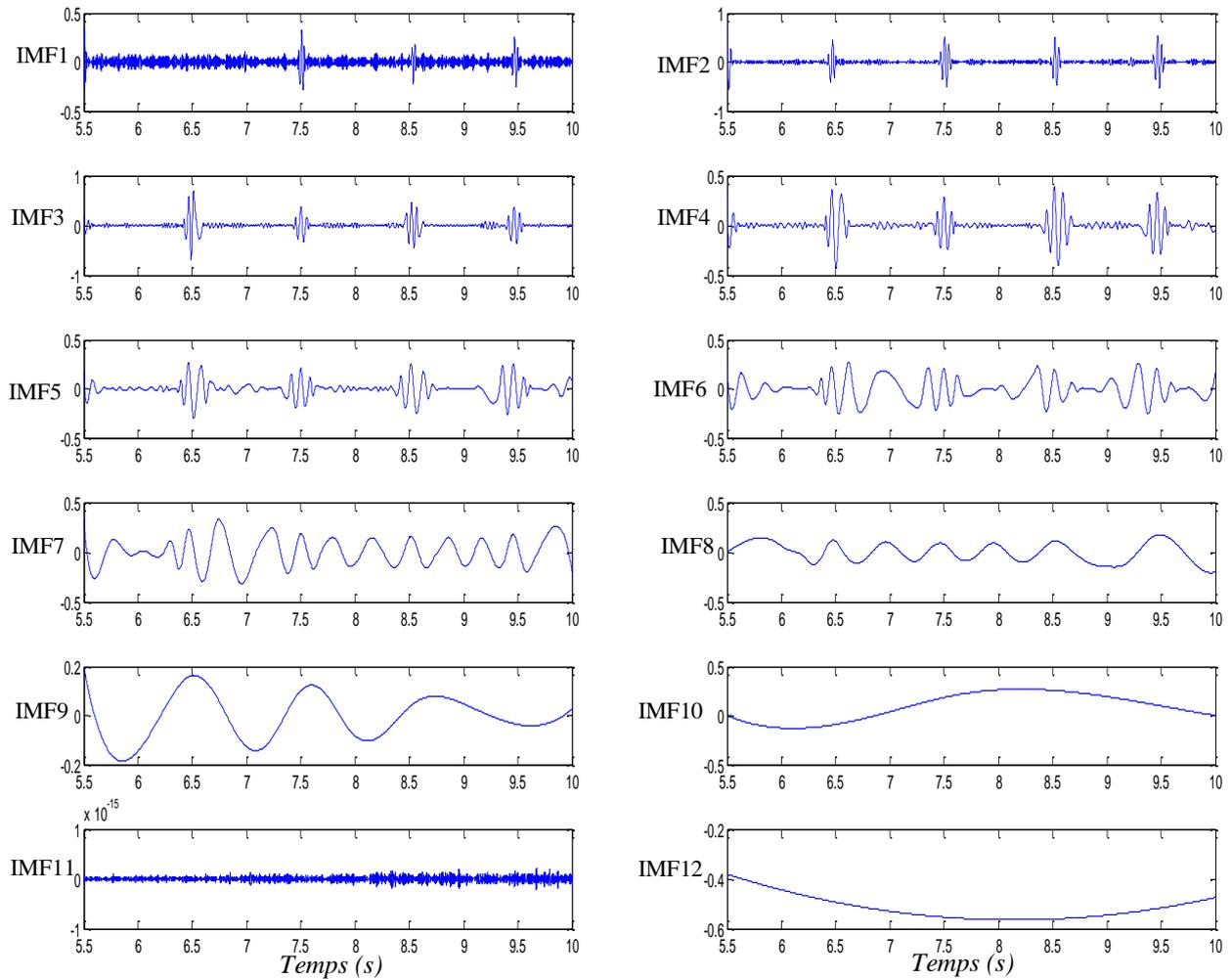


Figure IV.15 : Décomposition EMD du signal mélangé avec un bruit blanc à douze niveaux.

L'application de la méthode de débruitage présentée précédemment (Figure IV.1) sur le signal mélangé avec un bruit blanc gaussien avec un rapport signal sur bruit égal à 5 db aboutit au résultat représenté sur la figure IV.16.

Nous observons une forte réduction du niveau de bruit blanc dans le signal débruité avec une préservation de la qualité de toutes ses ondes caractéristiques.

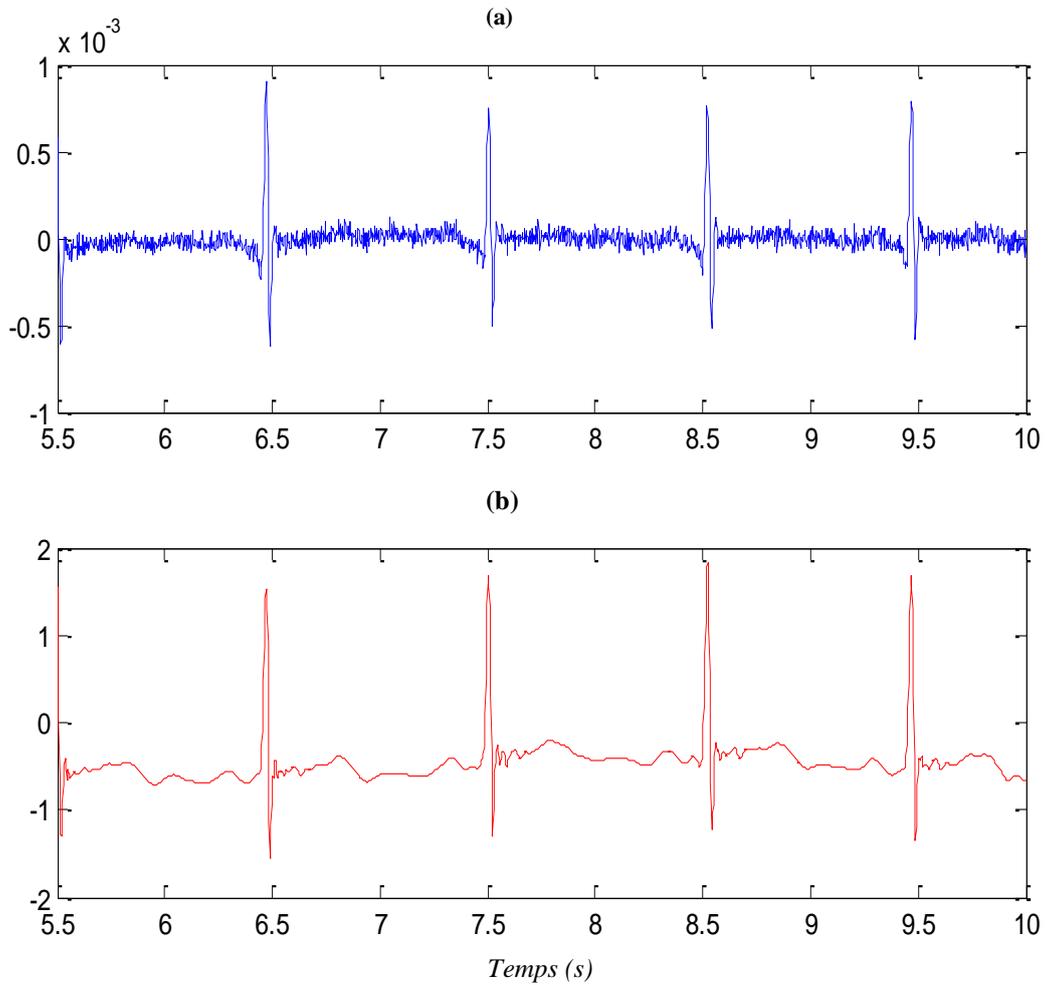


Figure IV.16 : Représentation temporelle d'un segment ECG : (a) mélangé avec un bruit blanc, (b) débruité.

Le tableau IV.1 regroupe toutes les valeurs des performances de débruitage calculées en utilisant des valeurs différentes du RSB_0 . Les performances utilisées sont le rapport signal sur bruit après filtrage (RSB_S) et l'erreur quadratique moyenne calculée entre le signal original et le signal débruité. Le rapport signal sur bruit est calculé en se basant sur l'expression suivante:

$$SNR_S = 10 \log_{10} \left[\frac{\sum_{i=1}^N x_0^2(i)}{\sum_{i=1}^N (x_0(i) - x_d(i))^2} \right] \quad (IV.7)$$

où : $x_0(i)$ est le signal ECG original et $x_d(i)$ représente le signal ECG débruité.

Signaux \ RSB ₀		0 dB	5 dB	10 dB	15 dB	20 dB	30 dB	35 dB
	101	<i>RSB_s</i>	1.1989	5.3169	11.8356	18.5568	24.1512	38.1814
<i>EQM</i>		0.1181	0.0458	0.0102	0.0022	5.9866*10 ⁻⁴	2.3668*10 ⁻⁵	4.8909*10 ⁻⁶
115	<i>RSB_s</i>	1.2037	7.798	15.5818	20.9918	28.0312	42.7443	49.8940
	<i>EQM</i>	0.2160	0.047	0.0079	0.0023	4.4854*10 ⁻⁴	1.5153*10 ⁻⁵	2.9209*10 ⁻⁶
116	<i>RSB_s</i>	8.0403	14.2399	21.7127	28.3619	33.1295	46.3514	54.6280
	<i>EQM</i>	0.1797	0.0431	0.0077	0.0017	5.5657*10 ⁻⁴	2.6505*10 ⁻⁵	3.9415*10 ⁻⁶
117	<i>RSB_s</i>	3.8159	14.3568	20.2637	25.5990	34.5265	46.5511	52.5233
	<i>EQM</i>	0.2708	0.0239	0.0061	0.0018	2.2988*10 ⁻⁴	1.4423*10 ⁻⁵	3.6462*10 ⁻⁶
203	<i>RSB_s</i>	1.7625	6.9352	14.9221	21.8294	28.1846	41.9829	49.8966
	<i>EQM</i>	0.2022	0.0615	0.0098	0.0020	4.6097*10 ⁻⁴	1.9224*10 ⁻⁵	3.1079*10 ⁻⁶
205	<i>RSB_s</i>	0.1754	4.0990	11.1074	18.9492	25.0912	37.2796	45.3078
	<i>EQM</i>	0.1315	0.0512	0.0102	0.0017	4.0711*10 ⁻⁴	2.4597*10 ⁻⁵	3.8730*10 ⁻⁶
221	<i>RSB_s</i>	0.3766	2.5107	10.2968	17.5032	24.7999	39.2379	48.0275
	<i>EQM</i>	0.0929	0.0568	0.0095	0.0018	3.3539*10 ⁻⁴	1.2071*10 ⁻⁵	1.5951*10 ⁻⁶
121	<i>RSB_s</i>	5.8100	16.0416	21.0332	27.6157	34.2233	47.9072	53.9182
	<i>EQM</i>	0.1724	0.0163	0.0052	0.0011	2.4841*10 ⁻⁴	1.0636*10 ⁻⁵	2.6649*10 ⁻⁶

Tableau IV.1 : Les valeurs des performances de débruitage mesurées en utilisant différentes valeurs du RSB₀.

Nous remarquons que tous les résultats de filtrage obtenus sont bons même pour les faibles valeurs du RSB₀. Les performances de débruitage sont améliorées au fur et à mesure avec l'augmentation de la valeur du rapport signal sur bruit avant filtrage. L'amélioration des résultats est interprétée en termes de croissance du rapport signal sur bruit après filtrage et aussi en termes de minimisation de l'erreur quadratique moyenne entre le signal original et le signal filtré.

IV.6 Conclusion

Nous avons présenté le long de ce chapitre un algorithme de débruitage des signaux ECG basé sur l'utilisation conjointe de la méthode de décomposition en modes empiriques (EMD) et la transformée en ondelettes discrète (TOD). Le principe de cette approche est, d'une part, d'éliminer les bruits réels observés sur les signaux ECG et, d'autres part, de débruiter des signaux noyés dans un bruit blanc gaussien.

Nous avons montré que l'algorithme implémenté est adapté pour éliminer les bruits de basses et de hautes fréquences pouvant affectés les tracés ECG, à savoir la dérive de la ligne de base engendrée par le processus de respiration des patients et aussi le bruit musculaire et le bruit dû au matériel utilisé lors de l'enregistrement ECG. Nous avons aussi prouvé que cette technique est adéquate pour divers types de tracés ECG contenant des taux différents de bruits. On peut conclure que cette approche s'avère très efficace dans tous les systèmes d'analyse des signaux électro-cardiographiques pour la suppression de tous types de perturbations.

Conclusion générale

Conclusion générale

Le signal ECG consiste à enregistrer la variation de l'activité électrique du cœur au cours du temps. Il constitue un outil médical très fréquemment utilisé pour le diagnostic des anomalies cardiaques, telles que : les arythmies, les blocs cardiaques et les infarctus. En effet, les pathologies cardiaques apparaissent sur les enregistrements ECG comme des changements morphologiques de ses ondes et segments caractéristiques. La qualité des signaux ECG peut être considérablement affectée par diverses interférences, telles que les mouvements musculaires, les bruits électriques et les artefacts d'équipement. Lorsque ces interférences ne sont pas éliminées, elles peuvent conduire à des résultats de diagnostic erronés ou imprécis.

Le travail présenté dans le cadre de ce mémoire a été destiné au débruitage des signaux électrocardiographiques (ECG) en utilisant la méthode de décomposition modale empirique (EMD) et la transformée en ondelette discrète (TOD).

L'approche que nous avons adoptée est basée sur la décomposition modale empirique considérée comme un outil adéquat pour l'analyse des signaux non stationnaire et non-linéaire. Cette technique de représentation temps-fréquence repose sur le principe de décomposer un signal non-stationnaire complexe par le processus de tamisage en une série de fonctions oscillantes appelées modes intrinsèques (IMFs) sans utilisation d'une fenêtre d'analyse ou d'une ondelette. Chaque mode représente une échelle de temps différente et contient des informations sur la fréquence et l'amplitude des oscillations présentes dans le signal.

Afin d'éliminer les perturbations indésirables qui peuvent affecter les tracés ECG sans altérer les caractéristiques du signal ECG, nous avons implémentée un algorithme permettant d'éliminer les bruits de basses et de hautes fréquences. Une décomposition EMD des signaux originaux à 12 niveaux, suivie par un filtrage passe-bas des modes intrinsèques nous a permis à éliminer le bruit de basse fréquence. Ce type de perturbation est dû au processus de respiration et est apparu sur les enregistrements ECG comme des dérivations de la ligne de base. Nous avons également effectuée une amélioration de la qualité du signal corrigé par l'application de l'analyse multi-résolution basée sur la transformée en ondelettes discrète (TOD) et le seuillage des coefficients d'ondelettes obtenus pour réduire le bruit de haute

fréquence. Les perturbations HF des tracés sont dues généralement à l'activité électrique des muscles, ou bien aux matériels utilisés lors de leur enregistrement.

Le débruitage des signaux ECG permet d'éliminer toutes leurs composantes indésirables et de ne conserver que leurs informations utiles. Cela facilite la segmentation et la caractérisation des tracés ECG pour permettre une identification fiable des anomalies cardiaques.

Afin d'illustrer l'efficacité de l'algorithme de débruitage des signaux ECG, nous l'avons appliqué sur quelques segments, pris de la base de données MIT-BIH, contenant des perturbations. Nous avons abouti à des bons résultats d'élimination des bruits, malgré les changements morphologiques présents dans ces segments. Nous avons mesuré des bonnes performances de débruitage, à savoir : des grandes valeurs du rapport signal sur bruit après filtrage et des faibles erreurs quadratiques moyennes.

Ces résultats ont montré l'efficacité de la méthode de débruitage implémentée pour le filtrage des signaux ECG de tous les types de perturbations qui peuvent les affecter. Cela est dû principalement à la caractéristique principale de la méthode EMD : elle ne nécessite pas de connaître la forme d'onde du signal à l'avance, mais elle utilise une approche itérative pour extraire les différentes composantes du signal. Cette caractéristique de la méthode EMD lui permet de traiter des signaux complexes avec un haut niveau de précision.

Perspectives

Nous terminons cette conclusion en évoquant quelques perspectives envisageables de notre travail :

- L'application des nouvelles versions de l'algorithme EMD, comme la méthode EEMD (Ensemble Empirical Modal Decomposition).
- La segmentation et la caractérisation des tracés ECG débruités pour permettre une classification de certains types de pathologies cardiaques.

Références bibliographiques

Références Bibliographiques

- [1] S. Paris, « Le Multimedia et la Compression », Hermes Science Publications, 2009.
- [2] Y. Luo, « Image Denoising by Wavelet Thresholding », AMSC 662, Project Progress Report.
- [3] H. S. Diop, « Modèles AM-FM et approche par équations aux dérivées partielles de la décomposition modale empirique pour l'analyse des signaux et des images », Thèse doctorat, université de Rennes1, 2009.
- [4] <http://www.husseinmardan.com/DrHisham-07.html>, le 5-04-2020.
- [5] <http://tpe-1ere9s.e-monsite.com/pages/iii-les-elements-de-la-frequence-cardiaque-lies-al-heredite/cette-putain-de-physique-qui-m-a-pris-10h-a-comprendre-et-a-rediger.html>, le 5-04-2020.
- [6] K. Rogers, « The Cardiovasculaire System », United States : Britannica Digital Learning, 2011.
- [7] D. P. Zippes, J. Jalife, « Cardiac Electrophysiology : From Cell to Bedside », Philadelphia, W.B. Saunders and Company, 2004.
- [8] J. Adamec, R. Adamec, « ECG Holter: Manual d'interprétation Electrocardiographique », Edition Médecine et Hygiène, 2000.
- [8] S. A. Jones, M.S. MHA, « ECG Notes Interpretation and Management Guide », F. A. Davis Company, Philadelphia, USA, 2005.
- [9] R. Slama, G. Motté, « Aide Mémoire de Rythmologie », Flammarion ed., 1987.
- [10] W. Einthoven, « Le télécardiogramme », Archives Internationales de Physiologie, 1906, 4, pp.132-164.
- [11] E. Goldberger, « A simple electrocardiographic electrode of zero potential and a technic of obtaining augmented unipolar extremity leads », American Heart Journal, 1942, 23, pp. 483-492.
- [12] F. Wilson, F. Johnston, F. Rosenbaum, H. Erlanger, C. Kossmann, H. Hecht, N. Cotrim, R.M. de Oliveira, R. Scarsi, P. Barker, « The Precordial Electrocardiogram », American Heart Journal, 1944, 27, pp. 19-85.
- [13] J. Mackay, G. Mensah, « The Atlas of Heart Disease and Stroke », Organisation Mondiale de la Santé, 2004.

- [14] J. Adamec, R. Adamec, « ECG HOLTER : Manuel d'interprétation Electrocardiographique » ,Edition Médecine et Hygiène ,2000.
- [15] I. Mahieddine et Y. Hammou, « Détection et localisation dans le temps des différentes porteuses à l'aide d'un passe bande RIF / Ondelette continue » , Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem, 2021.
- [16] I. BABOUR, M. Khemissi et N. OUELAA, « Application de l'Analyse Multirésolution en Ondelettes Pour la Prédiction de l'Usure des Outils de Coupe », 10ème Congrès Français d'Acoustique, 2010.
- [17] M. Younsi et Y. Medjtouh, « Développement d'un système biométrique pour la reconnaissance de visages basé sur les ondelettes », Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2016.
- [18] D.L. Donoho, I.M. Johnstone, « IdealDenoising in an orthonormal basis chosen from a library of bases », Department of Statistics, Stanford University, 1994.
- [19] S.J.Andaloussi, « Indexation de l'information médicale : Application à la recherche d'images et de vidéos par le contenu », Thèse doctorat, Université européenne de Bretagne, 2010.
- [20] Perforée. IXème Journées Nationales Génie Civil– Génie Côtier, Brest, septembre 2006.
- [21] .S Pal, M. Mitra, « Detection of ECG characteristic points multiresolution wavelet analysis based selective coefficient method », Measurement, 2010, 43, pp. 255-261.
- [22] H. Sharabaty, « Diagnostic de la Somnolence d'un Operateur: Analyse automatique de signaux physiologiques », Thèse doctorat, Université de Toulouse, 2007.
- [23] H.S. Diop, « Modèles AM-FM et approche par équations aux dérivées partielles de la décomposition modale empirique pour l'analyse des signaux et des images », Thèse doctorat, université de Rennes1, 2009.
- [24] F. Bouaziz, D. Boutana, M. Benidir, « A multirésolution wavelet based QRS complex pp. detection algorithm suited to several abnormal morphologies », IET Signal Process., 8, (7), 2014 , pp.774-782.
- [25] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N. C. Yen, C.C. Tung, et H. H. Liu, « The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis », Proceedings of the Royal Society of London, 454, 1998, pp. 903–995.
- [26] Rilling G., et Flandrin P., « Décomposition modale empirique : échantillonnage et résolution », In GdR ISIS, Thème, Marseille, France. Journée : Décompositions adaptatives II, décembre 2004.
- [27] G. Rilling, P. Flandrin, et P. Goncalvès, « On empirical mode decomposition and its algorithms », In IEEE-EURASIP, Workshop on Non linear Signal and Image Processing, NSIP '03, Grado (I), juin 2003.

- [28] M.G. Rilling, « Décompositions Modales Empiriques Contributions à la théorie, l'algorithme et l'analyse de performances », Thèse de doctorat, Université de Lyon, 2007.
- [29] S.A. Jones, « ECG Success, Exercises in ECG Interpretation », A. A Davis 2008.
- [30] C. Stein, « Estimation of the mean of multivariate normal distribution », *Annals of statistics*, 9:195-211, 1994.
- [31] Z. Zidmal, A. Amirou, M. Adnane, A. Belouchrani, « QRS detection based on wavelet coefficients », *Computer methods and programs in biomedicine*, 2012, 107, pp. 490- 496.
- [32] L. Shmroth, « An Introduction to Electrocardiography », seventhed, Wiley, India, 2009.
- [33] J. Pan, W.J. Tompkins, « A real-time QRS Detection Algorithm », *IEEE Trans.Biomed.Eng.*, 1985, pp.230-236.

Résumé

Le travail effectué dans ce mémoire consiste à implémenter une méthode de débruitage des signaux électrocardiographique (ECG). Le signal ECG est un signal physiologique très largement utilisé dans la pratique clinique comme l'un des outils les plus puissants pour évaluer l'état cardiaque des patients. Ce signal peut être affecté par divers types de bruits de hautes et de basses fréquences. L'élimination des perturbations cardiaques s'avère très essentielle dans tout système d'analyse des signaux ECG.

Afin d'illustrer l'efficacité de l'algorithme de débruitage des signaux ECG, nous l'avons appliqué sur quelques segments, pris de la base de données MIT-BIH, contenant des perturbations. Nous avons abouti à des bons résultats d'élimination des bruits, malgré les changements morphologiques présents dans ces segments. Nous avons mesuré des bonnes performances de débruitage, à savoir : des grandes valeurs du rapport signal sur bruit après filtrage et des faibles erreurs quadratiques moyennes. Ces résultats ont montré l'efficacité de la méthode de débruitage implémentée pour le filtrage des signaux ECG de tous les types de perturbations qui peuvent les affecter.

Mots clefs :

Signal ECG, Débruitage, Méthode de décomposition modale empirique, Transformé en ondelette discrète, Erreur quadratique moyenne, Rapport signal sur bruit.

Abstract

The work carried out in this memory is concerned with implementing a method for denoising the electrocardiographic signals (ECG). The ECG signal is a physiological signal, which is very widely used in clinical practice as one of the most powerful tools to assess the cardiac status of patients. This signal can be affected by various types of high and low frequency noise. Eliminating cardiac disturbances is very essential in any ECG signal analysis system.

In order to illustrate the effectiveness of the ECG signal denoising algorithm, we applied it to a few segments, taken from the MIT-BIH database, containing disturbances. We achieved a good noise elimination results, despite the morphological changes present in these segments. We measured good denoising performances: the high values of the signal-to-noise ratio after filtering and the low mean square errors. These results showed the effectiveness of the implemented denoising method for ECG signals filtering from all types of disturbances that can affect them.

Keywords:

ECG signal, Denoising, Empirical modal decomposition method, Discrete wavelet transform, Mean square error, Signal to noise ratio.