HAL open science

Analyse et reconnaissance de signaux vibratoires : contribution au traitement et à l'analyse de signaux cardiaques pour la télémédecine

Ouadi Beya

▶ To cite this version:

Ouadi Beya. Analyse et reconnaissance de signaux vibratoires : contribution au traitement et à l'analyse de signaux cardiaques pour la télémédecine. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Bourgogne, 2014. Français. NNT : 2014DIJOS015 . tel-01316123

HAL Id: tel-01316123

https://theses.hal.science/tel-01316123v1

Submitted on 15 May 2016

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

SPIM

Thèse de Doctorat

école doctorale **sciences pour l'ingénieur et microtechniques**

UNIVERSITÉ DE BOURGOGNE

ANALYSE ET RECONNAISSANCE DE SIGNAUX VIBRATOIRES

Contribution au traitement et à l'analyse des signaux cardiaques pour la télémédecine

Ouadi BEYA

SPIM

Thèse de Doctorat

école doctorale **sciences pour l'ingénieur et microtechniques**

UNIVERSITÉ DE BOURGOGNE

N° | U | P | M | - | 2 | 0 | 1 | 4 | - | 0 | 1 |

THÈSE présentée par

Ouadi BEYA

pour obtenir le

Grade de Docteur de
l'Université de Bourgogne

Spécialité : **Analyse et traitement du signal**

ANALYSE ET RECONNAISSANCE DE SIGNAUX VIBRATOIRES

Contribution au traitement et à l'analyse des signaux cardiaques pour la télémédecine

Soutenue publiquement le 15 mai 2014 devant le Jury composé de :

Sophie CAVASSILA	Presidente du jury	Professeur à l'université de Lyon I
Philippe CARRÉ	Rapporteur	Professeur à l'université de Poitiers
Frédéric MORAIN NICOLIER	Rapporteur	Professeur à l'université de Reims Champagne Ardenne
Kamel ZEGADI	Examinateur	Docteur INSA Lyon / Ingénieur Société CARDIAGS
Olivier LALIGANT	Directeur de thèse	Professeur à l'université de Bourgogne
Eric FAUVET	Co-directeur de thèse	Maître de conférence à l'université de Bourgogne

UNIVERSITÉ DE BOURGOGNE

Ecole Doctorale Sciences Pour l'ingénieur et Microtechniques - SPIM

THESE

Présentée par

Ouadi BEYA

pour obtenir le grade de

Docteur de l'Université

Discipline Instrumentation et Informatique de l'Image

ANALYSE ET RECONNAISSANCE DE SIGNAUX VIBRATOIRES

Contribution au traitement et à l'analyse des signaux cardiaques pour la télémédecine

---

Soutenue le 15/05/2014 devant le jury

Jury		
Sophie CAVASILLA	Professeur à l'université de Lyon I	Présidente du Jury
Philippe CARRE	Professeur à l'université de Poitiers	Rapporteur de thèse
Frédéric MORAIN NICOLIER	Professeur à l'université de Reims Champagne Ardenne	Rapporteur de thèse
Lakhdar Kamel ZEGADI	Docteur INSA Lyon Ingénieur Société CARDIAGS	Examinateur
Olivier LALIGANT	Professeur à l'université de Bourgogne	Directeur de thèse
Eric FAUVET	Maître de conférences à l'université de Bourgogne	Co-directeur de thèse

A la mémoire de mon père,
à ma famille, ma femme et mes enfants,

"N'essayez pas de devenir un homme qui a du succès,
essayez de devenir un homme qui a de la valeur."
Albert Einstein (1879 - 1955)

Remerciements

Ces travaux de thèse ont été réalisés au sein du Laboratoire d'Électronique, Informatique et Image LE2I [1], Unité Mixte de Recherche (CNRS - UMR 6306), Université de Bourgogne.

Je remercie vivement Monsieur Olivier Laligant, Professeur à l'université de Bourgogne, d'avoir assuré la direction de ces travaux, pour son soutien et ses conseils, pour ses remarques et suggestions lors de la réalisation de ce mémoire.

Je remercie également Monsieur Eric Fauvet, Maitre de Conférence à l'université de Bourgogne, pour m'avoir encadré tout au long de cette thèse, pour ses précieux conseils, ses encouragements et son soutien qui m'ont permis d'accomplir ce travail de recherche.

Je tiens à leur témoigner ici, à la fois ma reconnaissance et mon grand respect, et le plaisir d'avoir travailler avec eux pendant ces années.

Je suis reconnaissant à Mme Sophie CAVASSILA, Professeur à l'université de Lyon I, de présider le jury de ma thèse, ainsi qu'à Monsieur Philippe CARRE, Professeur à l'université de Poitiers, et à Monsieur Frédéric MORAIN NICOLIER, Professeur à l'université de Reims Champagne Ardenne, pour avoir accepté d'être rapporteur de de ce mémoire. Je tiens à remercier également Messieurs Lakhdar Kamel ZEGADI, Docteur INSA Lyon - Ingénieur Société CARDIAGS SAS, pour l'honneur qu'ils m'ont témoigné en acceptant d'être membre de mon jury de thèse.

Je remercie les membres du laboratoire LE2I à l'IUT du Creusot pour leur soutien et leur sympathie, pour l'accueil qu'ils m'ont réservé au sein de leur équipe. Egalement, je remercie Monsieur Lakhdar Kamel ZEGADI et Madame Nacera ZEGADI de la socitété CARDIAGS SAS pour leurs conseils, leur collaboration et leur disponibilité.

Enfin, je remercie chaleureusement tout ceux qui m'ont apporté leur soutien et leur aide dans les moments les plus difficiles de mon parcours universitaire et professionnel, je leur exprime le respect et la reconnaissance que j'ai pour eux, en particulier mon épouse et mes filles, mon père à qui je dédicace à titre posthume cette thèse.

1. LE2I, IUT Le Creusot - 12 rue de la Fonderie, 71200 LE CREUSOT

Résumé

Mots Clés : Traitement du signal, EMD, EDA, PCG, ECG

Le coeur est un muscle. Son fonctionnement mécanique est celui d'une pompe chargée de distribuer et de récupérer le sang dans les poumons et dans le système cardiovasculaire. Son fonctionnement électrique est régulé par le son noeud sinusal, un stimulateur ou régulateur électrique chargé de déclencher les battements naturels du coeur qui rythment le fonctionnement du corps.

Les médecins surveillent ce fonctionnement électromécanique du coeur en enregistrant un signal électrique appelé électrocardiogramme (ECG) ou un signal sonore : le phonocardiogramme (PCG). L'analyse et le traitement de ces deux signaux sont fondamentaux pour établir un diagnostic et aider à déceler des anomalies et des pathologies cardiaques.

L'objectif de cette thèse est de développer des techniques de traitement des signaux ECG et notamment PCG afin d'aider le médecin dans son analyse de ces signaux. L'idée de fond est de mettre en point des algorithmes relativement simples et peu coûteux en temps de calcul. Le premier intérêt serait de garantir leur implantation aisée dans un système mobile de surveillance cardiaque à l'usage du médecin, voire du patient. Le deuxième intérêt réside dans la possibilité d'une analyse automatique en temps réel des signaux avec le dispositif mobile, autorisant le choix de la transmission de ces signaux pour une levée de doute.

De nombreux travaux ont mené à des avancées significatives dans l'analyse des signaux ECG et la reconnaissance automatiques des pathologies cardiaques. Des bases de données de signaux réels ou synthétiques annotées permettent également d'évaluer les performances de toute nouvelle méthode. Quant aux signaux PCG, ils sont nettement moins étudiés, difficiles à analyser et à interpréter. Même si les grandes familles de méthodes (Fourier, Wigner Ville et ondelettes) ont été testées, elles n'autorisent pas une reconnaissance automatique des signatures, d'en avoir une analyse et une compréhension assez fines.

La Transformée en Ondelettes (TO) sur les signaux cardiaques a montré son efficacité pour filtrer et localiser les informations utiles mais elle fait intervenir une fonction externe de traitement (ondelette mère) dont le choix dépend de la connaissance au préalable du signal à traiter. Ce n'est pas toujours adapté aux signaux cardiaques. De plus, la Transformée en

ondelettes induit généralement une imprécision dans la localisation due à la fonction externe et éventuellement au sous-échantillonnage des signatures.

La nature non stationnaire de l'ECG et du PCG et leur sensibilité aux bruits rendent difficile la séparation d'une transition informative d'une transition due aux bruits de mesure. Le choix de l'outil de traitement doit permettre un débruitage et une analyse de ces signaux sans délocalisation des singularités ni altération de leurs caractéristiques.

En réponse à nos objectifs et considérant ces différents problèmes, nous proposons de nous appuyer principalement sur la décomposition modale empirique (EMD) ou transformée de Hilbert Huang (THH) pour développer des solutions. L'EMD est une approche non linéaire capable de décomposer le signal étudié en fonctions modales intrinsèques (IMF), oscillations du type FM-AM, donnant ainsi une représentation temps/échelle du signal. Associée à la transformée de Hilbert (TH), la THH permet de déterminer les amplitudes instantanées (AI) et les fréquences instantanées (FI) de chaque mode, menant ainsi à une représentation temps/fréquence des signaux.

Sans faire intervenir une fonction externe, on peut ainsi restaurer (réduction de bruit), analyser et reconstruire le signal sans délocalisation de ses singularités. Cette approche permet de localiser les pics R de l'ECG, déterminer le rythme cardiaque et étudier la variabilité fréquentielle cardiaque (VFC), localiser et analyser les composantes des bruits B1 et B2 du PCG.

Parmi les essais et développements que nous avons réalisé, nous présenterons en particulier une nouvelle méthode (appelée EDA : Empirical denoising approach) inspirée de l'approche EMD pour le débruitage des signaux cardiaques. Nous exposerons également la mise en place de deux approches de localisation des signatures de l'ECG (complexe QRS, ondes P et T) basées sur la détection des maxima locaux : la première utilisant les Modulus Maxima et les coeffcients de Lipschitz suivis d'un classifeur, la seconde basée sur NFLS, approche non linéaire utilisée pour la détection et la localisation univoque des transitions dans le domaine discret. Enfin, nous présenterons deux nouvelles approches de détection et d'analyse automatique des sons dans le PCG basées sur l'EMD et la THH, avec ou sans synchronisation sur l'ECG.

Abstract

Keys Words : Signal processing, EMD, EDA, PCG, ECG

The heart is a muscle. Its mechanical operation is like a pump charged for distributing and retrieving the blood in the lungs and cardiovascular system. Its electrical operation is regulated by the sinus node, a pacemaker or electric regulator responsible for triggering the natural heart beats that punctuate the functioning of the body.

Doctors monitor the electromechanical functioning of the heart by recording an electrical signal called an electrocardiogram (ECG) or an audible signal : the phonocardiogram (PCG). The analysis and processing of these two signals are essential for diagnosis, to help detect anomalies and cardiac pathologies.

The objective of this thesis is to develop signal processing tools on ECG and PCG to assist cardiologist in his analysis of these signals. The basic idea is to develop algorithms of low complexity and having inexpensive computing time. The primary interest is to ensure their easy implementation in a mobile heart monitoring system for use by the doctor or the patient. The second advantage lies in the possibility of automatic real-time analysis of signals with the mobile device, allowing control of the transmission of these signals to a removal of doubt.

Numerous studies have led to significant advances in the analysis of ECG signals and the automatic recognition of cardiac conditions. Databases of real or synthetic signals annotated also assess the performance of new methods. PCG signals are much less studied, difficult to analyze and to interpret. The main methods (Fourier, wavelet and Wigner Ville) were tested : they do not allow automatic recognition of signatures, and an accurate understanding of their contents.

Wavelet Transform (WT) on cardiac signals showed its effectiveness to filter and locate useful information, but it involves an external processing function (mother wavelet) whose the choice depends on the prior knowledge on the signal to be processed. This is not always suitable for cardiac signals. Moreover, the wavelet transform generally induces inaccuracies in the location due to the external function and optionally due to the sub- sampling of the signatures.

The non-stationary nature of the ECG and PCG and their sensitivity to noise makes it difficult to separate an informative transition of a transition due to measurement noise. The choice of treatment tool should allow denoising and analysis of these signals without alteration or the processing tool delocalization of the singularities.

In response to our objectives and considering these problems, we propose to rely primarily on empirical mode decomposition (EMD) and Hilbert Huang Transform (HHT) to develop solutions. The EMD is a non linear approach decomposing the signal in intrinsic signal (IMF), oscillations of the type FM-AM, giving a time/scale signal representation. Associated with the Hilbert transform (TH), the THH determines the instantaneous amplitude (IA) and instantaneous frequency (IF) of each mode, leading to a time/frequency representation of the ECG and PCG.

Without involving an external function, EMD approach can restore (noise reduction), analyze and reconstruct the signal without relocation of its singularities. This approach allows to locate R peaks of the ECG, heart rate and study the cardiac frequency variability (CFV), locate and analyze the sound components B1 and B2 of the PCG.

Among the trials and developments that we made, we present in particular a new method (EDA : empirical denoising approach) inspired by the EMD approach for denoising cardiac signals. We also set out the implementation of two approaches for locating ECG signature (QRS complex, T and P waves). The first is based on the detection of local maxima : in using Modulus Maxima and Lipschitz exponent followed by a classifier. The second uses NFLS, wich an nonlinear approach for the detection and location of unique transitions in the discrete domain. Finally, we present two new approaches for automatic detection and analysis of sounds in the PCG based on EMD and HHT, with or without synchronization on the ECG.

Table des matières

Dedicace **1**

Remerciements **2**

Résumé **3**

Abstract **5**

Table des matières **11**

Abrévéations **12**

1 Introduction **13**
1.1 Enjeux 13
1.2 Contexte 13
1.2.1 Historique 14
1.2.2 ATNAC 14
1.3 Organisation du document 14

2 Les signaux cardiaques **17**
2.1 Introduction 17
2.2 Morphologie du cœur humain 17
2.3 Description de l'activité électrique cardiaque 19
2.3.1 Les électrocardiogrammes 19
2.3.2 Les phases de l'ECG 19
2.3.3 Caractéristiques de l'ECG 20
2.3.4 Acquisition du signal électrique cardiaque 22
2.3.5 Le signal ECG et les anomalies cardiaques 23
2.3.6 Conclusion 24
2.4 Description de l'activité mécanique cardiaque 25
2.4.1 L'origine du signal sonore cardiaque 25
2.4.2 Classification des sons cardiaques 25
2.4.3 Les caractéristiques physiques du signal sonore cardiaque 30
2.4.4 Les limites de l'auscultation 32

2.5 Les signaux cardiaques et le diagnostic médical . . . 33
2.5.1 Enregistrement de l'ECG . . . 33
2.5.2 Enregistrement du PCG . . . 36
2.6 Conclusion . . . 40

3 Etat de l'art sur le traitement des signaux cardiaques 41
3.1 Introduction . . . 41
3.2 Les différents outils de traitement des signaux cardiaques . . . 41
3.2.1 Analyse Spectrale . . . 42
3.2.2 Analyse temps-fréquence . . . 43
3.2.2.1 Le Spectrogramme . . . 43
3.2.2.2 La Distribution Wigner Ville . . . 44
3.2.3 Analyse temps-échelle . . . 47
3.2.4 Conclusion . . . 48
3.3 Les bases de référence des ECG . . . 48
3.3.1 MIT-BIH Database . . . 48
3.3.2 AHA Database . . . 48
3.3.3 ABE . . . 49
3.3.4 La Base de données CST . . . 49
3.3.5 QT MIT base de données . . . 49
3.4 ECG synthétique . . . 49
3.5 Les critères de performances de la détection . . . 51
3.5.1 Mesurer la localisation des caractéristiques . . . 51
3.5.2 Erreur moyenne de la localisation . . . 53
3.5.3 L'écart-type de la localisation . . . 54
3.6 Etat de l'art du traitement des ECG . . . 54
3.6.1 Origine des bruits des ECG . . . 54
3.6.2 Etat de l'art de la détection des complexes QRS . . . 55
3.6.3 Etat de l'art de la délimitation des ondes P et T . . . 58
3.6.4 Conclusion . . . 60
3.7 Les approches de traitement des PCG . . . 61
3.7.1 Analyse spectrale des PCG . . . 62
3.7.2 Analyse des PCG par spectrogramme . . . 62
3.7.3 Analyse des PCG par la distribution Wigner Ville . . . 64
3.7.4 Analyse multiéchelle des PCG . . . 65
3.8 Détection des sons du PCG . . . 68
3.8.1 Détection automatique . . . 69
3.8.2 Détection à l'aide de la synchronisation par ECG . . . 70
3.9 Conclusion . . . 70

4 La décomposition modale empirique (EMD) 72
4.1 Introduction . . . 72
4.2 Motivation . . . 72
4.3 La décomposition modale empirique EMD . . . 73
4.3.1 Principe de l'EMD . . . 73
4.3.1.1 Définition de l'IMF . . . 74
4.3.1.2 Algorithme EMD . . . 76
4.3.1.3 Critère d'arrêt . . . 76
4.3.1.4 Orthogonalité de l'EMD . . . 78
4.3.1.5 Filtre auto-adaptatif . . . 79
4.3.2 Les limites de l'EMD . . . 80
4.3.2.1 L'interpolation . . . 80
4.3.2.2 Echantillonnage du signal . . . 80
4.3.2.3 Les erreurs d'estimation . . . 82
4.3.2.4 Résolution fréquentielle . . . 83
4.4 L'EMD et la représentation temps fréquence . . . 84
4.4.1 Décomposition multiéchelle par EMD . . . 84
4.4.2 L'EMD et les ondelettes . . . 85
4.4.3 La représentation temps-fréquence . . . 86
4.4.3.1 Fréquence instantanée d'un signal analytique . . . 86
4.4.3.2 La transformée d'Hilbert (TH) . . . 86
4.4.3.3 La THH . . . 88
4.4.3.4 Conclusion . . . 89
4.5 Débruitage des signaux cardiaques par EMD . . . 89
4.5.1 Critère de débruitage par EMD . . . 89
4.5.2 Débruitage des ECG . . . 90
4.5.2.1 Influence du type de bruit . . . 90
4.5.2.2 Suppression de la ligne de base ou des artefacts . . . 92
4.5.2.3 Filtrage des ECG . . . 92
4.5.2.4 Application à la mesure du rythme cardiaque . . . 94
4.5.3 Débruitage des PCG . . . 95
4.6 Conclusion . . . 98

5 EDA, une approche de débruitage empirique 100
5.1 Introduction . . . 100
5.2 Présentation de la méthode EDA . . . 100
5.3 Mode opératoire pour la caractérisation de l'EDA . . . 103
5.3.1 Le bruit résiduel . . . 103
5.3.2 Le RSB . . . 104
5.3.3 La délocalisation temporelle . . . 104
5.4 Débruitage des signaux synthétiques . . . 104
5.4.1 Résultats en fonction du type de signal . . . 105
5.4.2 Résultats en fonction du niveau du bruit . . . 106

5.4.3 Résultats en fonction de la nature du bruit . . . 108
5.4.4 Comparaison avec un filtre linéaire . . . 110
5.4.5 Critère d'arrêt . . . 112
5.5 Débruitage des signaux cardiaques . . . 112
5.5.1 Débruitage des ECG . . . 112
5.5.2 Débruitage des PCG . . . 113
5.6 Conclusion . . . 115

6 Localisation et analyse des signatures cardiaques 116
6.1 Introduction . . . 116
6.2 Détection des complexes QRS de l'ECG . . . 117
6.2.1 Par des approches heuristiques . . . 117
6.2.2 Par l'approche "modulus maxima" . . . 117
6.2.2.1 Principe de l'approche . . . 117
6.2.2.2 Calcul des régularités locales . . . 118
6.2.2.3 Exemple d'analyse d'un ECG par la WTMM . . . 119
6.2.2.4 Critères de classification . . . 122
6.2.2.5 Résultats et discussion . . . 124
6.2.3 Localisation des pics R par l'approche NFLS . . . 125
6.2.3.1 Principe . . . 126
6.2.3.2 Localisation du complexe QRS par NFLS . . . 127
6.2.3.3 Résultats et discussion . . . 130
6.3 Délimitation des ondes P et T par l'approche NFLS . . . 131
6.3.1 Influence du bruit sur les performances de la NFLS . . . 133
6.3.2 Résultats et discussion . . . 134
6.3.3 Les limites de l'approche NFLS . . . 136
6.4 Conclusion . . . 136
6.5 Détection des signatures du PCG . . . 137
6.5.1 Critère de sélection modale de B1 et B2 . . . 138
6.5.2 Détection synchronisée sur l'ECG . . . 139
6.5.3 Détection non synchrone de l'ECG . . . 142
6.5.4 Résultats et discussion . . . 144
6.6 Analyse des signatures du PCG . . . 145
6.6.1 Analyse des sons B1 et B2 . . . 145
6.6.2 Mesure A2P2 du son B2 . . . 146
6.6.3 Mesure M1T1 de B1 . . . 146
6.7 Conclusion et perspectives . . . 147

Conclusion 148

Publications 151

Bibliographie 158

Liste des figures **167**

Liste des Tableaux **170**

List of Algorithms **171**

Annexes **172**

Liste des symboles

AI Amplitudes instantanées

B1 vibrations cardiaques (son S1)

B2 vibrations cardiaques (son S2)

DWV Distribution Wigner Ville

DWVL Distribution Wigner Ville Lissée

ECG Electrocardiogramme

EDA Empirical denoising approach

EMD Décomposition Modale Empirique

FI Fréquences instantanées

FM-AM Modulation Fréquence - Modulation d'amplitude

IMF Fonctions Modales Intrinsèques

NFLS Nonlinear Filtering Scheme

PCG Electrocardiogramme

TH Transformée de Hilbert

THH Transformée de Hilbert Huang

TO Transformée en Ondelettes

TOC Transformée en ondelettes continue

VFC Variabilité fréquentielle cardiaque

WTMM Wavelet Transform Modulus Maxima

RTF Représentations temps-fréquence

Chapitre 1

Introduction

1.1 Enjeux

Les pathologies cardiaques sont la cause de mortalité la plus courante dans les sociétés occidentales. Le traitement et le suivi des malades en cardiologie coûtent des centaines de millions d'euros, c'est à la fois un enjeu financier et médical, un défi scientifique qui fait appel aux techniques les plus modernes en traitement du signal, électronique et informatique. Les avancées technologiques doivent permettre la détection des pathologies cardiaques pour aider au diagnostic médical et améliorer le quotidien des malades.

Le progrès de la technologie numérique et des appareils électroniques permet l'analyse des signaux cardiaques et l'automatisation de la détection des caractéristiques des signaux biomédicaux. Etant donné le coût de traitement et d'hospitalisation des malades en cardiologie, la télémédecine, y compris à domicile, est une possibilité pour offrir un meilleur suivi des patients et à un coût moindre.

1.2 Contexte

Dans ce cadre, les travaux de cette thèse contribuent à faciliter l'établissement du diagnostic médical en appliquant des outils de traitement du signal à l'analyse et au traitement des signaux cardiaques. Notre objectif principal est la localisation automatique des sons du phonocardiogramme et de ses bruits pathologiques, ainsi que l'analyse des signatures dans les signaux cardiaques. En établissant un état de l'art et en testant différentes approches, nous sommes amenés à choisir l'outil le plus adapté, à débruiter les signaux étudiés, à définir un protocole de localisation et de détection des singularités qui n'altèrent pas les signatures pathologiques donc sans influencer le diagnostic médical.

Les signaux étudiés sont principalement ceux de la base de données de la société CARDIAGS SAS (CARDIAGS SAS database) qui ont été enregistrés auprès des patients du service cardiologie de l'Hôpital Jean Bouveri à Montceau Les Mines (71300). L'objectif final de

cette recherche est de contribuer à la mise au point d'un dispositif mobile de télésurveillance permettant un suivi en temps réel des patients et à moindre coût.

1.2.1 Historique

C'est en 1812 et avec une auscultation directement réalisée à l'oreille que Corvisart fait une description des bruits cardiaques. En 1819, Laennec invente le stéthoscope et en 1894 a eu lieu le premier enregistrement des bruits cardiaques par Einthoven [1].

Il fallait attendre les années soixante pour réaliser l'enregistrement des activités électriques et sonores du cœur, par le biais d'appareils électroniques. C'est la naissance de l'électrocardiographie et de la phonocardiographie pour compléter l'examen clinique et participer au diagnostic médical des pathologies cardiaques.

Cependant, les appareils utilisés présentent certaines contraintes liées au coût élevé d'achat et d'entretien, de formation du personnel, à la nécessité de salles d'auscultation insonorisées. Toutes ces contraintes sont à l'origine d'une mise en retrait de la phonomécanographie et l'émergence de nouvelles techniques non invasives s'appuyant sur des appareils modernes et même des applications pour téléphone portable, moins coûteuses, faciles à utiliser, et moins encombrants ; l'intervention sur les lieux d'accident ou la surveillance à distance des patients en sont facilitées.

1.2.2 ATNAC

Grâce aux techniques d'acquisition, de numérisation et de traitement de l'information, des appareils permettant l'Acquisition et le Traitement Numérique de l'Activité Cardiaque « ATNAC » ont vu le jour. Cette technique, non invasive, permet d'analyser les signaux cardiaques pour aider à détecter différentes pathologies cardiaques, faciliter le diagnostic médical des cardiologues, et prévenir les risques de crise cardiaque.

L'évaluation morphologique et quantitative de la plupart des pathologies cardiaques est réalisée grâce à l'électrocardiographie ou l'analyse des enregistrements graphiques des vibrations engendrées par l'activité électrique du cœur, associée à la phonomécanographie qui s'intéresse particulièrement au signal Phonocardiogramme (PCG), reflet de l'activité mécanique du cœur.

1.3 Organisation du document

Dans le chapitre 2, nous reppelons brièvement l'essentiel de la morphologie du cœur et les signaux cardiaques ECG (électrocardiogramme) et PCG (phonocardiogramme) que nous étudions dans cette thèse. Nous présentons les différentes composantes de ces deux signaux et

l'importance de les analyser pour diagnostiquer un large éventail de pathologies cardiaques. Comme les signaux cardiaques sont de nature non stationnaires, ils sont parfois transitoires et très sensibles aux bruits à cause des conditions d'auscultation, d'acquisition, de numérisation et de transmission. Il est donc très difficile de définir un outil et des critères de traitement très approprié.

S'intéresser à la morphologie du cœur n'a pas pour objectif de replonger dans des cours de biologie ou de s'écarter du domaine du traitement du signal, mais plutôt de : mieux comprendre les composantes et les singularités que nous cherchons dans les signaux cardiaques, pouvoir établir un lien entre les résultats obtenus par les outils du traitement du signal et les pathologies cardiaques, identifier les paramètres biologiques utilisés comme références dans l'automatisation de la localisation. Toutes ces données sont utiles conception d'un système médical de surveillance, ou pour aider au diagnostic médical.

Dans le chapitre 3, nous présentons un état de l'art des principaux outils et approches de traitement des signaux cardiaques. Nous exposerons l'intérêt et les limites de ces outils dans l'étude et l'analyse des signaux cardiaques. En général, c'est la transformation de Fourier (TF) qui a été souvent utilisée pour extraire les informations de ces signaux. Or, la TF permet d'étudier et d'évaluer l'existence d'un évènement pathologique mais sans pouvoir le localiser, c'est pour cela que la Transformée en Ondelettes (TO) est apparue comme une solution alternative qui donne simultanément des informations temporelles et fréquentielles des signaux cardiaques, une représentation temps-fréquence avec l'emplacement des transitions. Mais la TO fait intervenir une fonction externe ou ondelette dont le choix dépend de la connaissance au préalable d'informations sur le signal à traiter, ce qui n'est pas évident dans le cas des signaux cardiaques. Nous dressons un état de l'art des travaux en traitement du signal pour localiser ou extraire les caractéristiques de l'ECG et du PCG.

Dans le chapitre 4, nous présentons la décomposition modale empirique (EMD) appelée aussi Transformée de Huang (TH), son application à des signaux non stationnaires comme les signaux cardiaques. C'est une approche qui ne fait pas intervenir une fonction externe et n'exige pas la connaissance au préalable d'informations sur le signal à traiter. La décomposition modale empirique permet une auto-décomposition du signal en fonctions modales intrinsèques (IMF), des oscillations de type AM-FM qui représentent les différentes composantes du signal à traiter. Elle classe ces oscillations des plus rapides aux plus lentes, ce qui revient à faire une analyse multi-échelle avec un banc de filtres non linéaires.

Cependant, l'EMD a ses limites et il est nécessaire de l'associer à d'autres approches pour une évaluation des fréquences instantanées (FI). Pour cela, nous présentons la THH (Transformée de Hilbert et Huang) qui est la combinaison de l'EMD (Transformée de Huang : TH) avec la transformée de Hilbert (TH). Elle permet d'estimer la fréquence instantanée de chaque IMF et de fournir une représentation temps/fréquence ou temps/échelle des signaux cardiaques. Dans la seconde partie de ce chapitre nous appliquerons l'EMD au débruitage des signaux cardiaques et nous l'utiliserons pour la détermination de la variabilité fréquentielle

cardiaque (VFC).

Dans le chapitre 5, nous proposons une nouvelle approche pour le débruitage des signaux cardiaques inspirée de l'EMD et appelée EDA (Empirical Denoising Algorithm). Cette méthode de traitement des signaux a été appliquée sur des signaux synthétiques harmoniques et transitoires, comparée à des filtres linéaires avec des essais sur des signaux bruités avec un bruit additif et d'autres avec un bruit multiplicatif de différents niveaux. Ensuite nous l'avons appliquée sur des signaux cardiaques réels.

Dans le chapitre 6, nous présentons les différents approches que nous avons mises en place pour la détection des signatures des ECG et du PCG. Nous avons mis en place l'approche WTMM (Wavelet Transform Modulus Maxima) qui est une approche basée sur l'analyse multi-échelle et la détermination des coefficients de Lipschitz, suivie de la mise en place d'un classifieur qui permet d'extraire de ces maxima locaux ceux correspondants aux pics R. C'est une approche robuste qui localise les pics R des ECG même en présence d'un fort bruit ou dans le cas d'un signal avec des pics R inversés ou de faible amplitude. Cette approche ne délimite pas les ondes P et T de l'ECG et demande un temps de calcul plus long : elle est inadaptée à un dispositif mobile mais elle peut servir dans un second temps pour la validation d'un diagnostic médical. Nous avons mis en place l'approche NFLS, inspiré d'un algorithme de détection des contours en imagerie. Elle présente de bonnes performances de localisation des pics R et pour la délimitation des ondes P et T des ECG réels et synthétiques. Nous avons testé sa robustesse en présence d'un fort bruit. La NFLS est plus rapide et plus simple à mettre en oeuvre, elle est plus adaptée à un dispositif mobile d'examens en cardiologie mais elle présente quelques limites à résoudre : elles sont liées au seuillage pour localiser les pics R et au fenêtrage pour localiser les ondes P et T.

Dans la seconde partie de ce chapitre, nous présentons deux nouvelles approches que nous avons mises en place pour la localisation automatique des sons B1 et B2 du PCG, soit par synchronisation sur les caractéristiques de l'ECG localisées par l'approche NFLS, ou en utilisant l'enveloppe du PCG obtenue par l'application de la THH. Ces algorithmes devront servir de base pour la mise en place d'un dispositif électronique mobile et d'une interface graphique utilisable dans le milieu médical. Un travail qui reste à faire.

Enfin, nous présentons un bilan de ce travail de recherche et les perspectives d'avenir pour l'améliorer et les possibles pistes qui restent à explorer.

Chapitre 2

Les signaux cardiaques

2.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est de décrire la morphologie du cœur humain, de rappeler son fonctionnement et son importance dans le système cardiovasculaire. Ensuite nous montrons que ce fonctionnement électromécanique du cœur engendre, à la fois, un signal électrique, c'est l'électrocardiogramme (ECG) et un signal acoustique, c'est le phonocardiogramme (PCG) dont l'analyse et le traitement sont fondamentaux pour établir un diagnostic médical, déceler des anomalies ou des pathologies cardiaques.

2.2 Morphologie du cœur humain

Le cœur humain est un organe musculeux creux assurant la circulation sanguine dans le corps grâce à ses contractions régulières. Il est l'élément principal pour le fonctionnement du système cardiovasculaire. Il permet de pomper le sang en le faisant circuler dans tous les tissus de l'organisme [2][3].

Le cœur est composé de deux parties : côté droit et côté gauche qui sont séparés par un muscle, c'est la cloison. Chaque partie est composée d'une cavité supérieure "oreillette" et d'une cavité inférieure "ventricule" :

- **Le cœur droit** : il est chargé de propulser le sang désoxygéné, par l'artère pulmonaire et ses branches, jusqu'aux poumons (petite circulation).
- **Le cœur gauche** : il recueille le sang oxygéné venant des poumons et le propulse, par l'aorte et ses branches, dans tout l'organisme (grande circulation).

Chaque oreillette étant séparée du ventricule sous-jacent par une valvule : à droite, la valvule tricuspide et à gauche, la valvule mitrale [2]. Dans la partie supérieure de l'oreillette droite se trouve un petit morceau de tissu cardiaque spécial appelé nœud sino-auriculaire (nœud sinusal) qui commande tout le mécanisme de régulation des battements cardiaques.

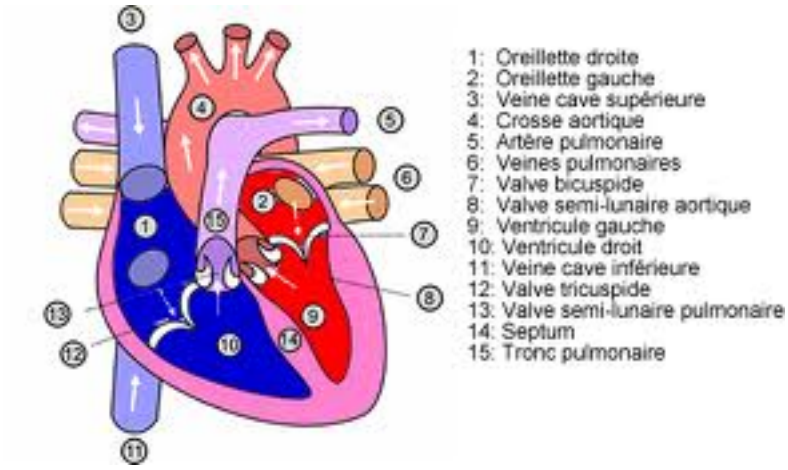


FIGURE 2.1 – Cœur Humain : Schéma présentant la morphologie du cœur humain, les ventricules et les oreillettes, les différentes valves permettant de réguler le passage du sang dans les différentes cavités. Source : coeur-artificiel.net

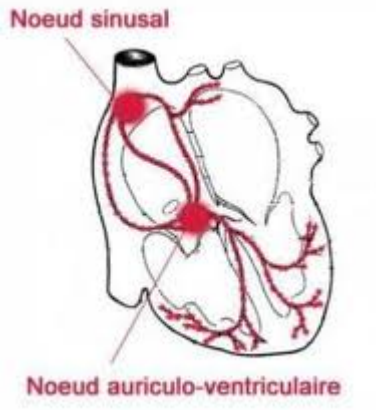


FIGURE 2.2 – Nœud sinusal : C'est le point de départ de l'impulsion électrique qui stimule le cœur et enclenche les battements cardiaques. Source : document de l'université de Montpellier1 sur les pathologies cardiovasculaires

Le nœud sinusal (figure2.2) est le stimulateur électrique cardiaque, chargé d'enclencher et d'établir les battements cardiaques. Cette région minuscule commande au cœur d'accélérer lors d'une course ou pendant l'effort fourni, et de ralentir au repos. Quant au myocarde c'est un muscle qui enveloppe le cœur et assure par sa contractibilité et son élasticité la vidange et le remplissage des cavités cardiaques. Le myocarde est considéré comme un régulateur de la circulation sanguine.

2.3 Description de l'activité électrique cardiaque

Une impulsion électrique qui prend naissance dans le nœud sino-auriculaire (SA) situé dans la partie supérieure de l'oreillette droite, circule dans les fibres musculaires des oreillettes en déclenchant leur contraction synchronisée. Ces impulsions électriques, à répétition, déterminent la fréquence ou le rythme cardiaque et peuvent changer en fonction des exigences physiques, le stress, ou les anomalies cardiaques.

2.3.1 Les électrocardiogrammes

L'électrocardiogramme (ECG) est une représentation graphique de l'activité électrique cardiaque. Il mesure l'évolution d'une différence de potentiel (en millivolts) entre deux points situés à la surface du corps. Cet enregistrement permet aux cardiologues de mesurer le rythme cardiaque et de détecter des anomalies cardiaques.

2.3.2 Les phases de l'ECG

L'ectrocardiogramme est composé d'une phase d'activité appelée la **systole** et qui alterne avec une phase de repos appelée **diastole**. Le rythme de ces deux phases est d'environ 70 fois par minute (70 bpm).

- **La systole** : C'est la phase du cycle cardiaque pendant laquelle les fibres du myocarde se contractent entrainant une diminution du volume des oreillettes ou des ventricules et comportant le phénomène d'éjection du sang qu'ils contiennent (figure2.3).

- **La diastole** : C'est une période de repos du cœur, une pause des oreillettes et des ventricules. C'est un moment de relaxation musculaire (repos du myocarde) pendant laquelle les ventricules ou les oreillettes se remplissent de sang (figure2.3) [2].

Il est à préciser que **la phase diastole est d'une durée supérieure à la phase systole** pour un fonctionnement cardiaque normal. Par contre, en cas de pathologie cardiaque comme la tachycardie, la durée de la diastole est très fortement raccourcie, alors que celle de la systole varie peu.

Sur l'enregistrement de l'ECG, l'impulsion électrique du nœud Sinusal se traduit par une première déflexion (onde P). Le passage de l'influx nerveux des oreillettes aux ventricules est défini par un trait horizontal qui correspond à l'espace PR. Puis l'activation électrique du noeud auriculo-ventriculaire se manifeste par une déflexion rapide et ample (complexe QRS) avec un pic R. Elle est suivie par un segment horizontal ST marquant la fin de la systole, et en dernier par l'onde T qui correspond à la récupération des propriétés électriques initiales des fibres myocardiques et marque la fin de la phase systolique de l'ECG. Cette succession de déflexions est suivie d'une période de repos cardiaque c'est la phase diastolique, caractérisée par un tracé électrocardiographique horizontal [2].

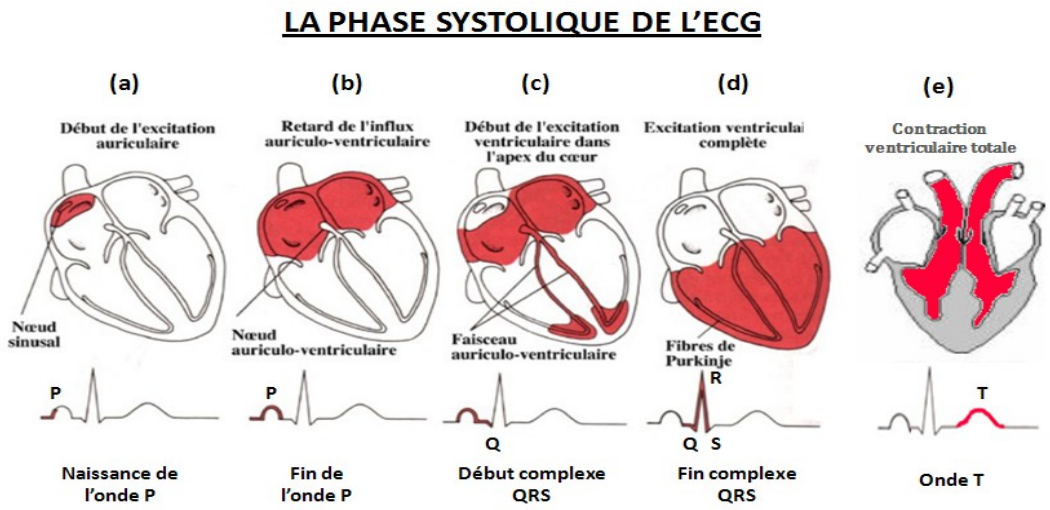


FIGURE 2.3 – Les phases de l'ECG : la naissance de l'onde P commence avec le début de l'impulsion produite au nœud Sinusal (a). La fin de l'onde P correspond au remplissage total des oreillettes (b). L'onde Q correspond au début du passage du sang des oreillettes vers les ventres (c). Le complexe QRS traduit le remplissage total des ventres avec un pic R qui correspond à l'ouverture totale des valves pour laisser passer le sang (d). L'onde T correspond à la contraction du myocarde pour impulser le sang stocké dans les ventres vers le corps (e). Source : http ://www.afblum.be/

2.3.3 Caractéristiques de l'ECG

Les composantes de l'ECG sont des signatures marquantes de l'activité électrique cardiaque et correspondent à des étapes du fonctionnement physiologique du cœur. Ces composantes sont identifiées par différentes formes d'ondes (P, Q, R, S ,T ,U) qui composent le signal cardiaque ECG et dont les caractéristiques permettent de mieux comprendre les phases de dépolarisation (contraction du cœur) et de repolarisation (relâchement du cœur), de mesurer le rythme cardiaque ou d'établir un diagnostic médical.

On peut définir les principales suivantes du signal ECG (figures : 2.4 et 2.3) :

- **L'onde P** : c'est la première déflexion positive de l'ECG, elle représente la dépolarisation auriculaire (oreillettes droite et gauche), c'est une onde d'amplitude inférieure à $0.2mV$ et sa durée est de l'ordre de $90ms$.
- **L'onde R** : c'est le pic le plus élevé de l'électrocardiogramme et d'amplitude maximale de $1.5mV$ et de durée maximale $70ms$, il se trouve entre les deux pics négatifs QS dans le cas d'un fonctionnement cardiaque normal [4] et correspond au flux maximum du sang des oreillettes vers les ventricules. Dans le cas d'inversion des électrodes (inversion de polarité) on enregistre un pic R d'amplitude négative mais cela n'influence en rien l'interprétation médicale.
- **Complexe QRS** : il commence au début de l'onde Q et se termine à l'extrémité de

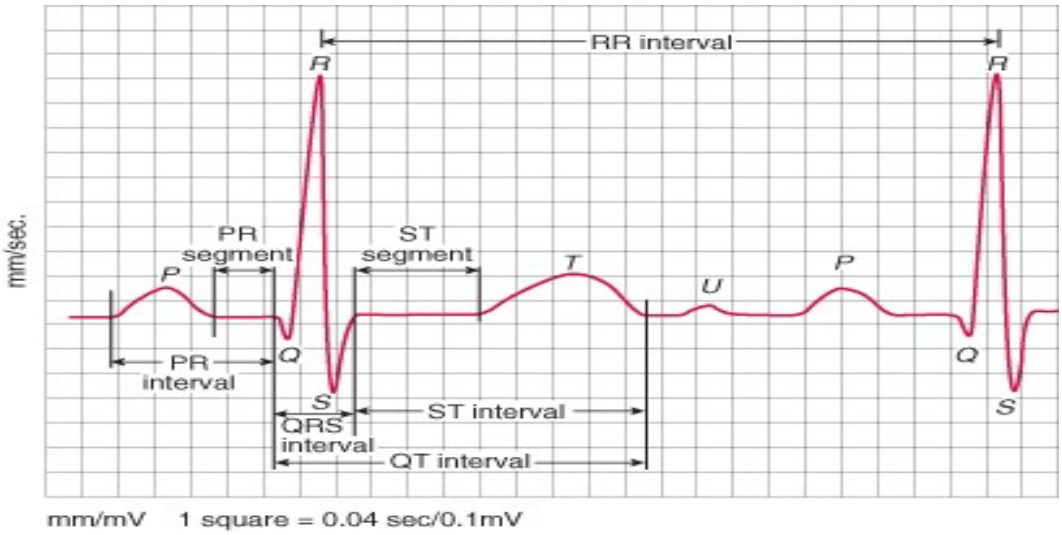


FIGURE 2.4 – Identification des différentes formes d'ondes (P, Q, R, S ,T ,U) durant une période du signal cardiaque ECG. Lors de son enregistrement, l'amplitude se mesure avec une échelle de 0.1mV/div et la durée avec une échelle de 40 ms/div. le pic P correspond à l'onde auriculaire, PR à la durée de conduction auriculo-ventriculaire, QRS correspond à l'onde ventriculaire de dépolarisation, ST c'est l'onde ventriculaire de repolarisation .

l'onde S. Elle représente la durée de dépolarisation ventriculaire (Les chambres en bas à droite et à gauche) précédent l'effet mécanique de contraction. Sa durée normale est comprise entre $85ms$ et $95ms$.

- **L'onde T** : c'est la déviation positive après chaque complexe QRS, elle représente la repolarisation ventriculaire. c'est la récupération électrique ou le retour à un état de repos des ventricules. L'onde T normale a une amplitude plus faible et elle est plus étendue que le complexe QRS parce que la repolarisation se fait plus lentement que la dépolarisation.
- **L'intervalle PR** : c'est la durée entre le début de l'onde P et le début de Q ou de R. Sa durée est comprise entre $120ms$ et $200ms$. Il correspond à la pause qui s'écoule entre le début de l'excitation auriculaire et le début de l'excitation ventriculaire. L'intervalle P-Q correspond au temps requis pour permettre à l'influx électrique de se propager à travers les oreillettes, le nœud auriculo-ventriculaire et le reste des fibres du système de conduction.
- **L'intervalle RR** : c'est la durée entre deux pics R successifs d'un cycle cardiaque. La moyenne des intervalles RR détermine le rythme cardiaque (70 battements par minute en moyenne) et son écart-type détermine la dispersion ou l'irrégularité du rythme cardiaque.

2.3.4 Acquisition du signal électrique cardiaque

L'enregistrement de l'activité électrique cardiaque se fait par un électrocardiographe qui est un appareil enregistreur relié à des électrodes de détection. Cela consiste à recueillir les variations du potentiel électrique, à les amplifier puis les enregistrer. Les signaux captés étant particulièrement faibles, des amplificateurs de hautes performances (gain, filtrage..) sont souvent nécessaires. Divers groupements de ces électrodes, correspondant à différents circuits d'enregistrement, sont reliés à un stylet qui donne un tracé correspondant à une dérivation (reflet localisé de l'activité électrique du cœur). Douze dérivations sont ainsi enregistrées [2]. L'enregistrement graphique s'effectue habituellement à une vitesse de déroulement du papier de $25mm/s$ et la détection d'une tension de $1mV$ provoque une déflexion verticale de $1cm$.

Les électrodes : Les électrodes doivent être positionnées à des endroits bien définis du corps et directement sur la peau. Quatre électrodes sont placées sur les poignets et les chevilles et six autres à des points déterminés de la surface du thorax. L'enregistrement de l'ECG indique une tension positive lorsque l'onde de dépolarisation se déplace vers l'électrode et une tension négative lorsqu'elle s'éloigne de l'électrode.

Les dérivations : Une dérivation est un circuit électrique déterminé par un couple d'électrodes (une différence de potentiel électrique). Pour obtenir une topographie complète du cœur, il faut un enregistrement de 12 dérivations (12 capteurs d'enregistrement) de l'ECG et qui sont réparties en deux catégories :

1) Les dérivations des membres : Les dérivations des membres explorent le champ électrique cardiaque dans un plan frontal et sont obtenues par l'emplacement de 3 électrodes (bras droit, gauche et jambe gauche / la jambe droite est la masse). On distingue 3 dérivations bipolaires (D1, D2 et D3) et 3 dérivations unipolaires (aVR, aVL et aVF) (figure 2.5). Dans l'espace, ces dérivations forment un triangle (triangle d'Einthoven) dont le cœur occupe le centre. Les dérivations D2, D3, aVF explorent la partie inférieure du cœur, tandis que les dérivations D1, aVL en explorent la partie latérale gauche.

2) Les dérivations précordiales : Les dérivations précordiales sont unipolaires et explorent l'activité électrique cardiaque dans le plan horizontal. Elles correspondent aux électrodes placées sur la poitrine du patient (V1, V2, V3, V4, V5, V6) (figure 2.6). La position de chaque électrode sur le thorax doit être précise pour permettre la comparaison d'ECG successifs :

On peut observer le cas du complexe QRS de l'ECG qui est enregistré d'une façon progressive par les 6 dérivations précordiales (figure 2.7), le pic R (point repère 3) se propage vers V6 d'où une onde positive alors qu'elle est négative en s'éloignant de V1.

Ces différentes dérivations explorent des zones distinctes du cœur (figure 2.1) :

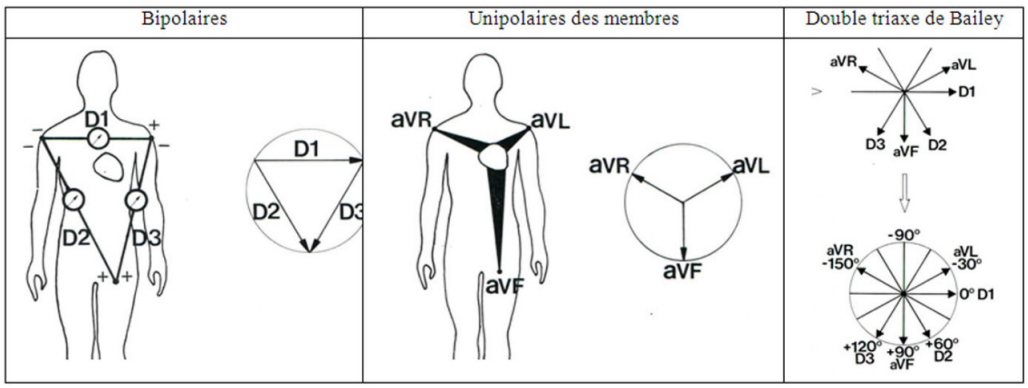


FIGURE 2.5 – Les 6 dérivations des membres explorent le cœur dans le plan horizontal et sont constituées de : 3 dérivations bipolaires (D1-D2-D3) qui représentent des différences de potentiel des 3 électrodes placées sur le bras droit et gauche, et la jambe gauche ainsi que de 3 dérivations unipolaires (aVF, aVL, aVR). Les dérivations (D2, D3, aVF) explorent la partie inférieure du cœur, tandis que les dérivations D1, aVL en explorent la partie latérale gauche. Source : Univ. de Nantes

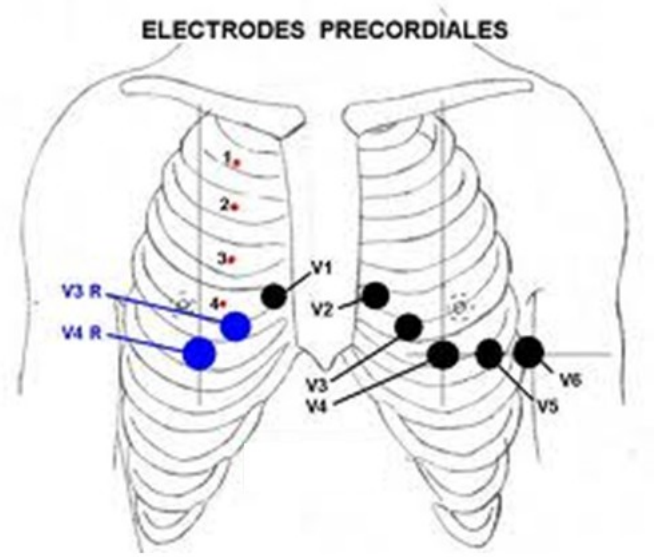


FIGURE 2.6 – Emplacement sur le thorax d'électrodes précordiales (V1, V2, V3, V4, V5, V6) pour une exploration dans le plan axial du champ électrique cardiaque. Source : ednes

2.3.5 Le signal ECG et les anomalies cardiaques

L'automatisation de l'analyse des ECG reste compliquée en raison de la disparité des enregistrements d'un patient à l'autre (âge, morphologie, état physiologique : hygiène de vie,

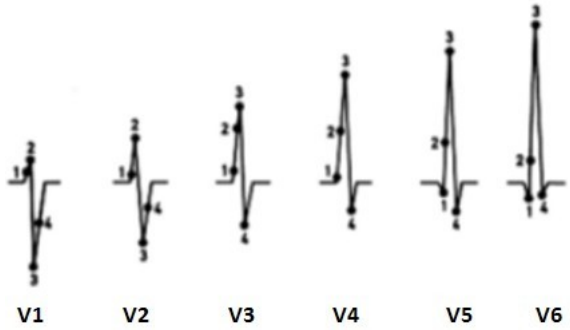


FIGURE 2.7 – L'évolution dans le temps de l'enregistrement du complexe QRS de l'ECG par les dérivations précordiales. Le pic R (point 3) est noté comme une onde négative par V1 car elle s'éloigne de l'électrode alors que V6 l'enregistre en onde positive car il s'approche de V6. Source : Learning-Rythmo

Dérivations	Zone cardiaque explorée
V1-V2	le ventricule droit
V3-V4	le septum inter ventriculaire
V5-V6	le ventricule gauche
D2 D3 et aVF	la face inférieure du cœur
D1 et aVL	le bord gauche
aVR	le bord droit

TABLE 2.1 – Les différentes 12 dérivations et les zones cardiaques qu'elles doivent explorer : les ventricules droit et gauche sont explorés par V1-V2-V5-V6, les bords gauche et droit sont exploés par D1, aVL, aVR, la face intérieure du coeur est explorée par D2,D3,aVF.

repos, activité, stress...). De l'enregistrement des ECG on peut déceler des troubles du rythme cardiaque (intervalle RR), des troubles de la conduction cardiaque (onde P), alerter sur un infarctus s'il y a déformation des formes d'ondes [2].

2.3.6 Conclusion

Dans cette partie, nous avons présenté les différentes composantes de l'ECG, le lien entre le fonctionnement physiologique et les caractéristiques du signal ECG, l'importance de l'électrocardiogramme dans la détection des anomalies cardiaques et l'établissement du diagnostic médical. Dans la partie suivante de ce chapitre, nous présentons le signal sonore du cœur ou phonocardiogramme dont les composantes sont synchronisées sur l'ECG ce qui facilite la localisation des signatures du PCG et la détection de malformation cardiaque.

2.4 Description de l'activité mécanique cardiaque

En plus de son activité électrique, le cœur réagit comme une pompe mécanique et produit un signal sonore dont l'enregistrement est appelé phonocardiogramme (PCG) qui est la captation des phénomènes acoustiques cardiaques, conséquences de la progression du flux sanguin à travers les différentes chambres cardiaques et de l'activité physiologique du cœur (contraction du myocarde auriculaire et ventriculaire, ouverture et fermeture des valves auriculo-ventriculaires et sigmoïde) [5].

2.4.1 L'origine du signal sonore cardiaque

L'auscultation cardiaque à l'aide d'un stéthoscope permet de distinguer deux principaux signaux sonores cardiaques B1 et B2, habituellement appelés "bruits". Le premier son (B1) est due à la fermeture des valves auriculo-ventriculaires (figure 2.8) alors que le second son (B2) est produit par la fermeture des valves sigmoïdes (aortique et pulmonaire) (figure 2.8). Comparé au son B2, le son B1 est plus sourd, c'est une oscillation du signal PCG qui a une amplitude plus élevée et une durée plus longue que le son B2. Par contre, le son B2 est plus sec et correspond à une oscillation d'amplitude plus faible du signal PCG et d'une durée plus courte.

Ces valves s'ouvrent pour laisser entrer le sang puis se referment pour imposer un seul sens de circulation sanguine dans le cœur et éviter le retour sanguin. Les deux valves auriculo-ventriculaires (**valve tricuspide**, **valve mitrale**) contrôlent le débit sanguin entre les cavités supérieures et inférieures du cœur. Les deux valves sigmoïdes (**valve aortique**, **valve pulmonaire**) contrôlent le débit sanguin entre les cavités inférieures du cœur et les autres organes du corps (figure 2.8).

Le signal sonore cardiaque est aussi lié à la variabilité de la vitesse d'écoulement du sang dans les cavités du cœur car les irrégularités de la paroi du cœur provoquent l'accélération et la décélération du sang au cours du cycle cardiaque, et créent des turbulences périodiques qui sont à l'origine des bruits cardiaques. Ces ondes sonores cardiaques se propagent dans les tissus environnants et dans les parois thoraciques que le cardiologue peut entendre à l'aide d'un stéthoscope ou enregistrer en phonocardiogramme (PCG) [6].

2.4.2 Classification des sons cardiaques

Le signal sonore cardiaque (PCG) peut-être décomposé en deux catégories d'oscillations, celles correspondant au fonctionnement naturel du cœur comme les sons B1, B2, B3, B4 (oscillations morphologiques) et des oscillations pathologiques ou bruits qui correspondent à des dysfonctionnements ou des malformations cardiaques détectables soit durant la phase systolique (contraction du cœur) ou durant la phase diastolique (phase de repos du cœur).

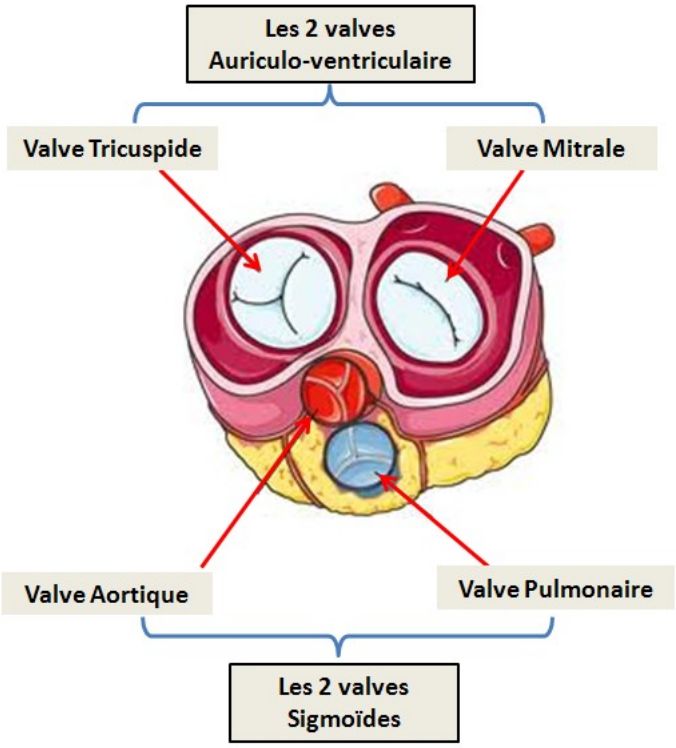


FIGURE 2.8 – Vue du dessus du cœur avec les différentes valves qui génèrent le signal sonore PCG du cœur composé par le son B1 de l'ouverture et fermeture des valves auriculoventriculaires (valve tricuspide et valve mitrale) et le son B2 de l'ouverture et fermeture des valves sigmoïdes (valve aortique et valve pulmonaire).

a) Les sons normaux du cœur On peut classer les oscillations naturelles (morphologiques) du signal sonore cardiaque en deux catégories : les sons systoliques (B1 et B2) et les sons diastoliques (B3 et B4) (figure 2.9).

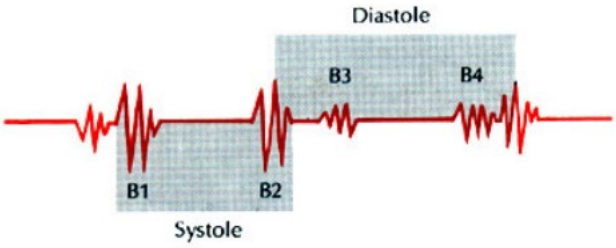


FIGURE 2.9 – Les 4 oscillations morphologiques du signal sonore cardiaque (PCG) avec les sons B1 et B2 durant la phase systolique et les sons B3 et B4 durant la phase diastolique de l'activité cardiaque.

a1 - Les sons morphologiques systoliques cardiaque Les sons B1 et B2 permettent de distinguer la phase systolique de l'activité cardiaque (entre B1 et B2) et la phase diastolique (entre B2 et B1 suivant).

a2- Les sons morphologiques diastoliques cardiaques Les sons diastoliques sont : B3 et B4, liés au remplissage du cœur par le sang durant la phase diastolique de l'activité cardiaque. Durant la diastole et dans certains cas, qu'il est possible d'entendre ces sons supplémentaires (B3 et B4) du PCG : chez l'enfant et le jeune adulte, mais surtout lors de certaines pathologies (insuffisance cardiaque, anomalie du myocarde, rétrécissement mitral, etc.).

a3- Synchronisation des sons morphologiques du PCG sur l'ECG Naturellement, l'activité mécanique cardiaque est synchronisée sur l'activité électrique du coeur. Les évènements sonores enregistrés sur le phonocardiogramme sont alors synchronisés sur ceux de l'électrocardiogramme (figure 2.10).

Ainsi le bruit B1 démarre à la fin du pic R et le bruit B2 à la fin du segment T de l'ECG, quant aux bruits B3 et B4, ils prennent naissance respectivement à la fin de l'onde P et au milieu de la phase diastolique de l'électrocardiogramme (la phase du repos cardiaque). Par conséquent la localisation automatique de ces oscillations morphologiques du PCG peut se faire par fenêtrage à partir de la localisation des composantes PQRST de l'électrocardiogramme.

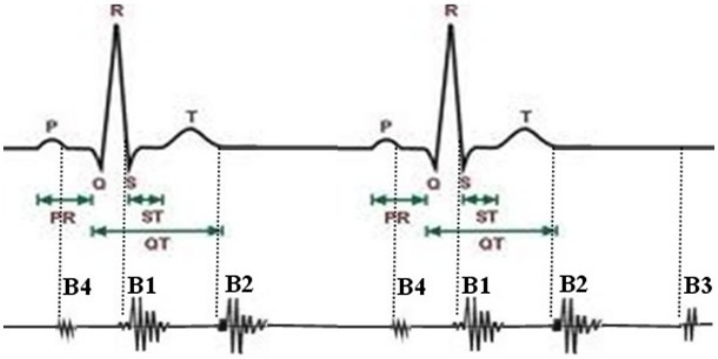


FIGURE 2.10 – Synchronisation du PCG sur l'ECG : les sons normaux B1, B2, B3, B4 du PCG sont synchronisés sur le signal de l'activité électrique cardiaque (ECG). Le B1 correspond à la fin du complexe QRS, le B2 correspond à la fin de l'onde T, le B4 correspond à la fin de l'onde P et le B3 est au milieu de la phase diastolique de l'activité cardiaque.

b) Les sons pathologiques cardiaque En cas de pathologies ou de malformations cardiaque, le signal sonore cardiaque peut contenir, autre que les oscillations naturelles, des sons "bruits" détectables dans le phonocardiogramme. Ces sons **d'origine pathologique** sont classés en différentes catégories : Galop, claquements, souffles.

b1- Le galop Le galop est un rythme qui résulte de la présence d'un B3 ou d'un B4 donnant naissance à un rythme à 3 temps. Les galops traduisent une insuffisance ventriculaire gauche ou droite. En cas de tachycardie, on parle de galop de sommation (sommation des oscillations des sons B3 et B4) [7].

b2- Les claquements Il existe deux types de claquements :
- Le claquement d'ouverture (CO) (figure 2.11) est lié à l'ouverture de la valvure mitral. C'est un bruit sec situé entre 80 ms à 120 ms après le bruit B2 [7].
- Le claquement péricardique (figure 2.11) est un claquement protodiastolique, il s'entend dans la péricardite constructive qui est une pathologie rare [7, 8].

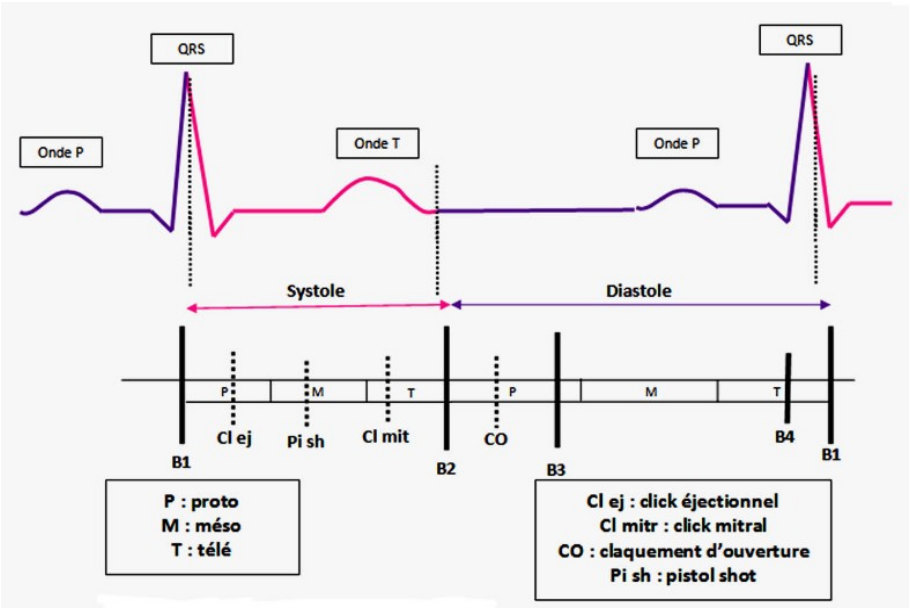


FIGURE 2.11 – Emplacement des différents types de claquements détectables sur le PCG en fonction des phases systoliques et diastoliques de l'ECG. Ainsi le claquement d'ouverture CO des valves se situe entre B2 et B3, les claquements mitrales Clmit se situent avant le B2 et les claquements éjectionnels se situent juste après le B1.

b3- Les souffles cardiaques Un souffle cardiaque est un bruit surajouté perçu au niveau du thorax par le médecin lors de l'auscultation (proche du bruit de l'air à la sortie d'un sifflet) [7]. C'est un son cardiaque produit par les vibrations résultant des turbulences à l'écoulement pendant la circulation du sang à l'intérieur des cavités cardiaques ou dans les gros vaisseaux sortant ou arrivant au cœur [7, 9].

Les plus fréquents sont les souffles systoliques liés aux turbulences dans le flux sanguin [8] et les souffles diastoliques qui commencent tard dans la diastole, ils sont dus à des atteintes des valves ventriculo-artérielles [7, 9] :

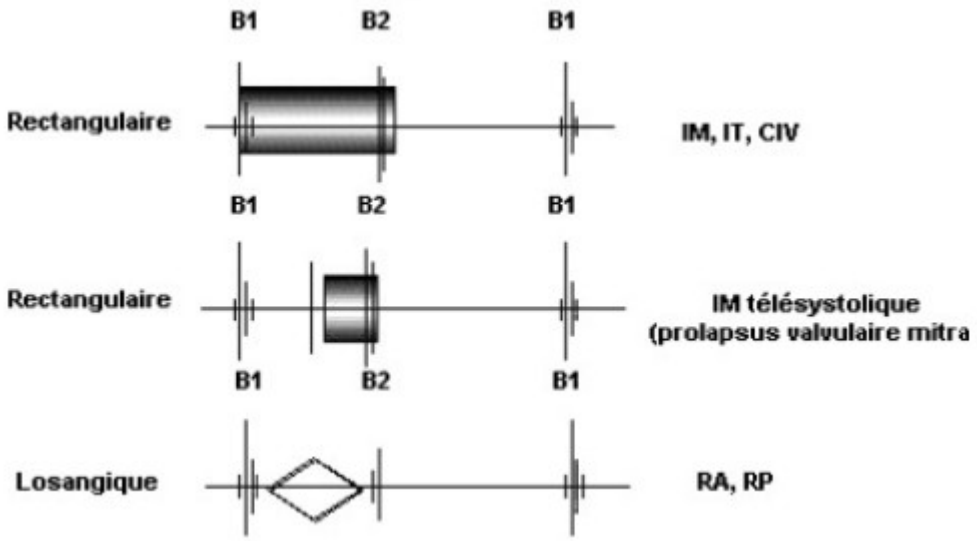


FIGURE 2.12 – Les souffles continus systoliques (entre B1 et B2) sont des oscillations identifiables par la forme globale de leurs enveloppes. Rectangulaire entre les sons B1 et B2, losangique ce qui traduit un rétrécissement mitral ou télésystolique.

- Insuffisance aortique (les valves aortiques se ferment mal)
- Insuffisance pulmonaire
- Un rétrécissement mitral

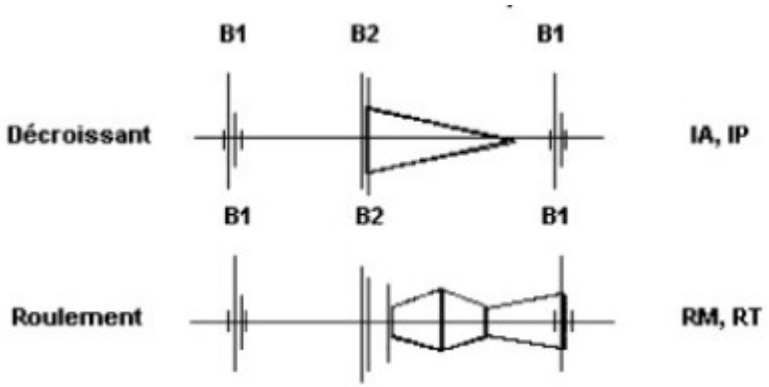


FIGURE 2.13 – Les souffles diastoliques (entre B2 et B1 suivant) sont des oscillations identifiables par la forme globale de leurs enveloppes. Coniques pour une insuffisance aortique IA ou pulmonaire IP, en roulement pour un rétrécissement mitral ou télésystolique.

Dans le cas où le souffle couvre totalement les bruits normaux du cœur, il est à cheval sur Bl et B2 tout au long du cycle cardiaque on parle de souffle continu. Il prend naissance suite à une pression plus forte dans l'une des deux cavités du coeur, il s'agit souvent d'une malformation congénitale [7, 10].

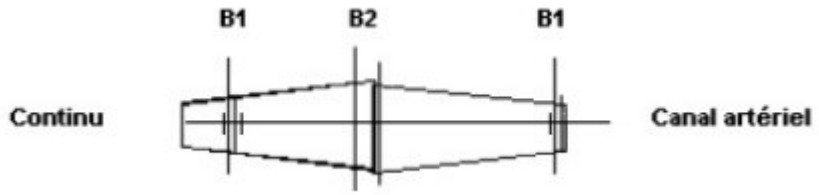


FIGURE 2.14 – Les souffles continus couvrent l'ensemble du signal sonore cardiaque et rendent les oscillations B1 et B2 impossible à identifier, ils traduisent une malformation congénitale.

2.4.3 Les caractéristiques physiques du signal sonore cardiaque

Dans cette partie nous présentons les différentes caractéristiques physiques (temps et fréquences) des différentes oscillations sonores qui composent le signal phonocardiogramme :

a) Le son B1 Il se distingue généralement, par une durée totale de $100ms$ et une bande de fréquence qui se situe entre $91Hz$ à $179Hz$. Il est composé de deux oscillations marquantes : B1T appelée aussi "T1" qui correspond à la fermeture des valves tricuspide et l'oscillation B1M appelée aussi "M1" qui correspond à la fermeture des valves mitrales lors de la contraction du myocarde au début de la systole ventriculaire. Le début des oscillations de B1 indique la fin de la diastole, la fin de ces oscillations indique le début de la systole [5].

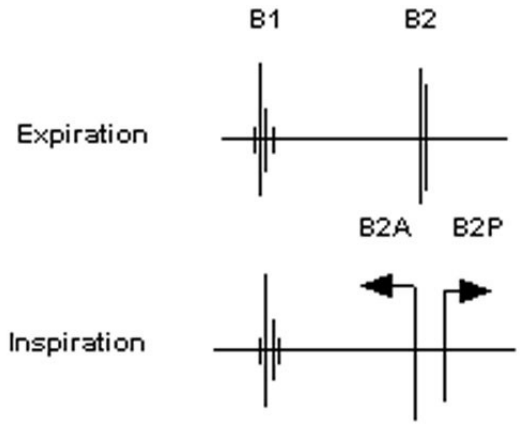


FIGURE 2.15 – Lors de l'inspiration du patient on a un dédoublement du son B2 en deux oscillations identifiables B2A et B2P.

b) Le son B2 Il correspond à la fermeture des sigmoïdes aortique (on note : B2A ou A2) et pulmonaire (on note : B2P ou P2). La fermeture de la valve aortique précède la fermeture de la valve pulmonaire. Il est de tonalité plus haute que le B1, plus sec (onomatopée "Ta"), maximum à la base. Il indique la fin de la systole et le début de la diastole [11, 7]. Le dédoublement du B2 (figure 2.15) est un élément majeur de l'auscultation (pédiatrie), car il

permet d'affirmer qu'il y a bien deux valves sigmoïdes normales. Il est en général difficile à entendre en expiration, mais apparait nettement en inspiration [5].

Le son B2 se caractérise par une durée de $300ms$ à $550ms$, plus brève, de tonalité plus aigüe, et d'intensité plus forte que B1. La bande fréquentielle du B2 se situe dans l'intervalle $145Hz\,à\,200Hz$. Le son B2 est composé de deux oscillations marquantes : B2A qu'on appelle aussi "A2", due à la fermeture de la valve aortique et l'oscillation B2P qu'on appelle aussi "P2"due à la fermeture de la valve pulmonaire.

c) Le split Il est important de rappeler que les valves aortiques (A2) ferment normalement avant les valvules pulmonaires (P2), il y a donc un temps de retard entre les deux composants A2 et P2 connu dans le milieu médical sous le nom " split ". Les cardiologues considèrent l'analyse du son B2 dans le diagnostic cardiaque comme la " clé " de l'auscultation du cœur, en particulier au moment de l'expiration, où les composantes A2 et P2 sont séparées par un intervalle relativement court (split) et inférieure à $40ms$ pour une activité cardiaque normale. Il est donc nécessaire d'appliquer un outil de traitement et d'analyse du PCG permettant de détecter les composantes A2 et P2, de mesurer l'intervalle de temps qui les sépare, de déterminer le contenu fréquentiel de B2.

d) Spectre de B1 et B2 La représentation spectrale d'un PCG normal (figure 2.16) montre que l'étendue fréquentielle du PCG est de $10Hz\,à\,300Hz$. Pour le son B2, la FFT identifie les composantes fréquentielles correspondant à A2 et P2 mais ne détermine pas le temps de retard entre ces deux composantes A2 et P2 ($\triangle\ t = 13ms$ dans le cas du PCG normal), et ne peut préciser laquelle précède l'autre.

e) Les sons B3 et B4 Le B3 est un son fréquemment entendu chez l'enfant (jusqu'à 16 ans) et exceptionnellement après 30 ans. C'est un bruit à basse fréquence, très sourd, peu intense survenant de $120ms$ à $160ms$ après le B2 qui correspond au remplissage rapide du ventricule gauche, en début de la diastole (figure 2.9). Le B3 est particulièrement net en cas d'augmentation du volume de remplissage [7, 5], quant au son B4, il est grave et traduit un ventricule qui se distend mal et il correspond à la systole auriculaire (remplissage du ventricule par la contraction de l'oreillette) [7, 5], il prend naissance à la fin de l'onde P de l'ECG (figure 2.10).

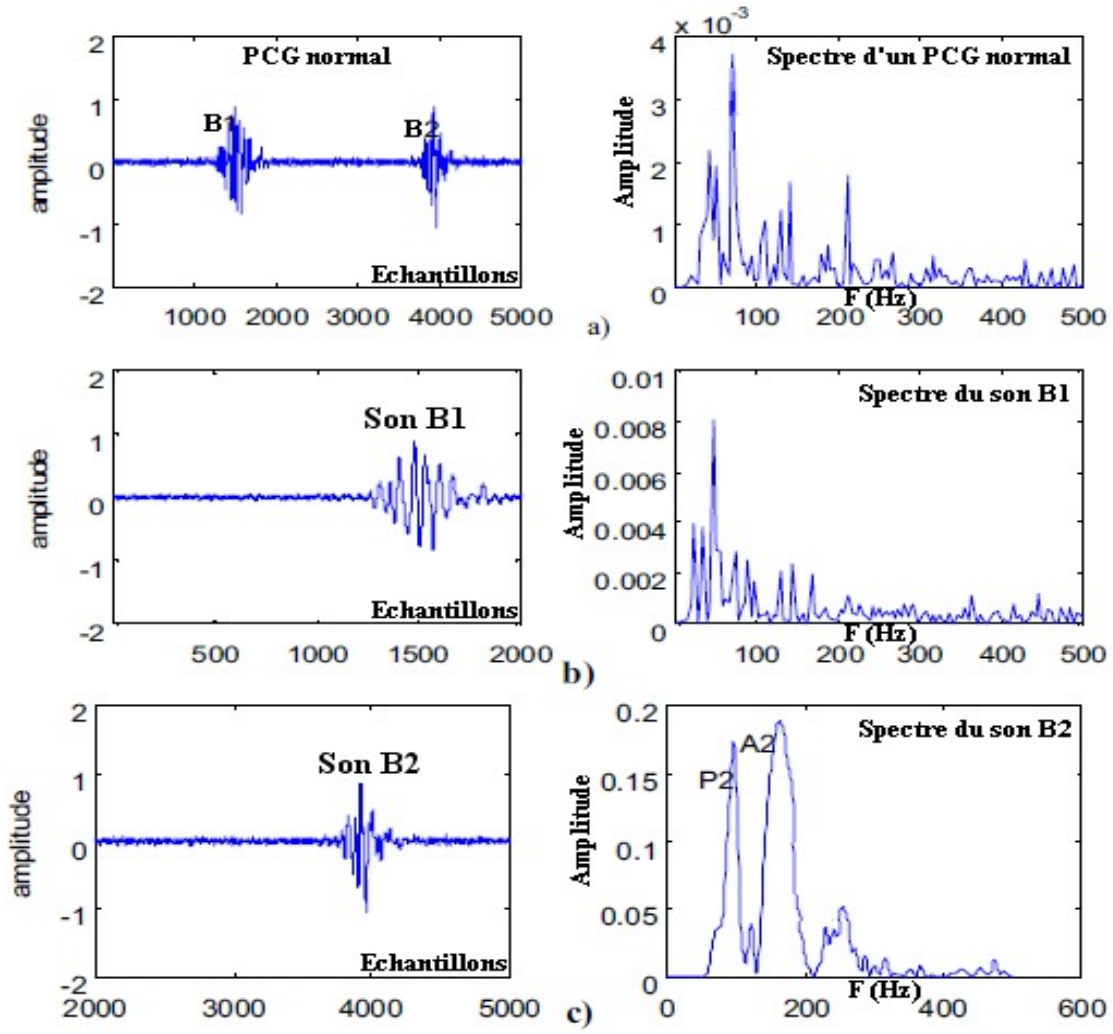


Figure 2.16: Représentation temporelle et fréquentielle d'un PCG normal et ses composantes B1 et B2 : a) Le PCG normal est composé de deux sons B1 et B2 dont le spectre se situe entre $20Hz$ à $400Hz$. b) Le son B1 est constitué de 2 pics T1 et M1 dont le spectre s'étend de $80Hz$ à $180Hz$ c) Le son B2 est constitué de 2 pics A2 et P2 dont le spectre s'étend de $145Hz$ à $200Hz$

2.4.4 Les limites de l'auscultation

En comparant les caractéristiques physiques auditives de l'homme et les sons cardiaques, l'oreille humaine est mal adaptée pour l'auscultation cardiaque. La plage audible des bruits cardiaques se situe entre 40Hz et 500Hz (figure 2.17) ce qui représente une très petite zone audible pour l'oreille humaine dont la gamme fréquentielle est plus large [20Hz à 20kHz]. Par

conséquent, les capacités humaines pour diagnostiquer les bruits du cœur sont limitées.

Les médecins, parfois, détectent le remplissage auriculaire (son B4) et ventriculaire (son B3) par palpation plutôt que par auscultation. En plus, la complexe structure du phonocardiogramme (PCG) génère des difficultés supplémentaires comme la difficulté de distinguer deux composantes proches pour raison d'intervalle trop court ou amplitude très faible. Cette difficulté augmente lorsque la fréquence cardiaque augmente, et il est souvent difficile de séparer une composante du PCG liée à l'ouverture d'une valve par exemple lorsqu'elle est immédiatement suivie d'un souffle systolique.

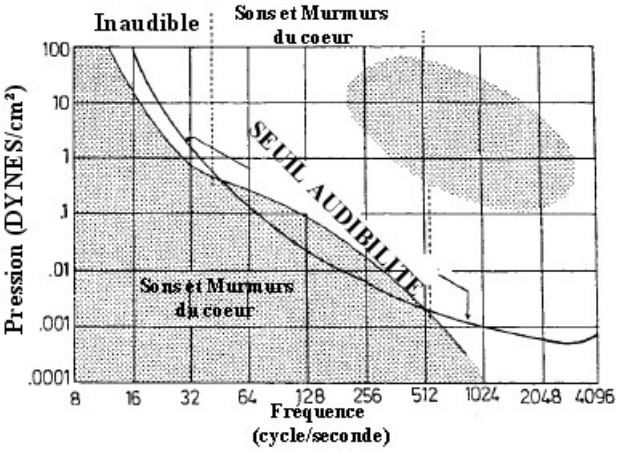


FIGURE 2.17 – En comparant la gamme fréquentielle d'audition des PCG on constate qu'une bonne partie des pathologies liées aux différents sons du PCG et les murmurs du coeur se trouve dans la zone inaudible de l'oreille humain. D'où la nécessité de faire appel à des outils de traitement du signal pour le débruitage et l'analyse du PCG. source : [12]

2.5 Les signaux cardiaques et le diagnostic médical

Dans cette section nous présentons la lecture cardiologique des signaux cardiaques et les principales informations médicales que les médecins extraient des enregistrements de l'ECG et PCG :

2.5.1 Enregistrement de l'ECG

En premier, le médecin doit vérifier qu'il y a autant d'ondes P que de complexes QRS. Ensuite, il mesure la fréquence cardiaque en utilisant deux cycles à la fois (3 pics R consécutifs). Si les intervalles RR ne sont pas réguliers (entre 60 et 100 battements par mn) ou si l'amplitude des complexes QRS varie, alors on s'oriente vers une pathologie cardiaque dont les plus courantes sont citées ci-après et qui nécessitent un examen plus poussé.

Les arythmies cardiaques

Les arythmies cardiaques (AC) sont des troubles du rythme cardiaque dûs à des dysfonctionnements de la conductivité électrique du myocarde. La répétition des arythmies dans l'électrocardiogramme induit les tachycardies et les fibrillations.

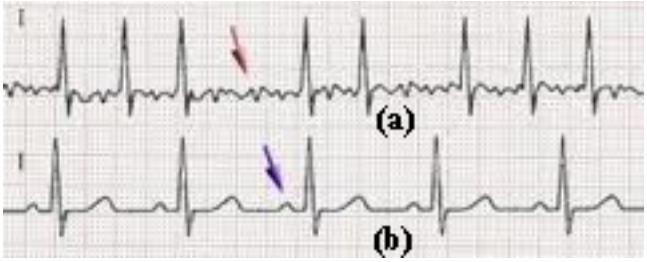


FIGURE 2.18 – Comparaison avec un ECG normal (b) où les intervalles RR sont réguliers et ses composantes sont identifiables et un enregistrement de l'ECG (a) qui présente une arythmie cardiaque qui se traduit par une irrégularité des cycles RR et une déformation des ondes P et T.

Fibrillation ventriculaire

La fibrillation ventriculaire (FV) est l'arythmie cardiaque la plus grave (le cerveau, le cœur et les autres organes ne sont plus irrigués). Elle est caractérisée par un ECG d'amplitude inégale, anarchique, avec une grande fréquence cardiaque et des aspects méconnaissables de la systole ou de la diastole. Cette irrégularité produit des dégâts neurologiques irréversibles provoquant, parfois, l'arrêt cardiaque et le décès de la victime.

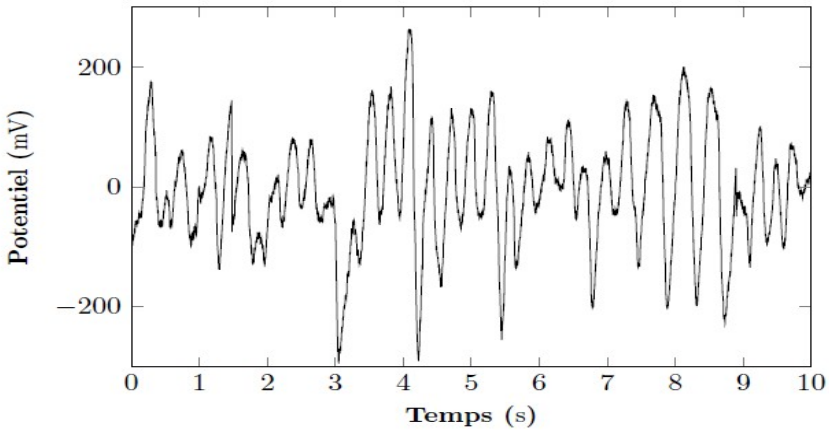


FIGURE 2.19 – Exemple de fibrillation ventriculaire où les caractéristiques de l'ECG ne sont plus identifiables, avec une grande fréquence cardiaque et des aspects méconnaissables des phases cardiaques : la systole ou la diastole.

Fibrillation auriculaire

La fibrillation auriculaire (FA) est l'arythmie cardiaque la plus fréquente [13]. Elle est à l'origine de 40% des hospitalisations en France. Dans certains cas, le sang peut s'accumuler dans l'oreillette avec le risque de formation d'un caillot sanguin. Si le caillot monte au cerveau, cela causera un accident vasculaire cérébral (AVC).

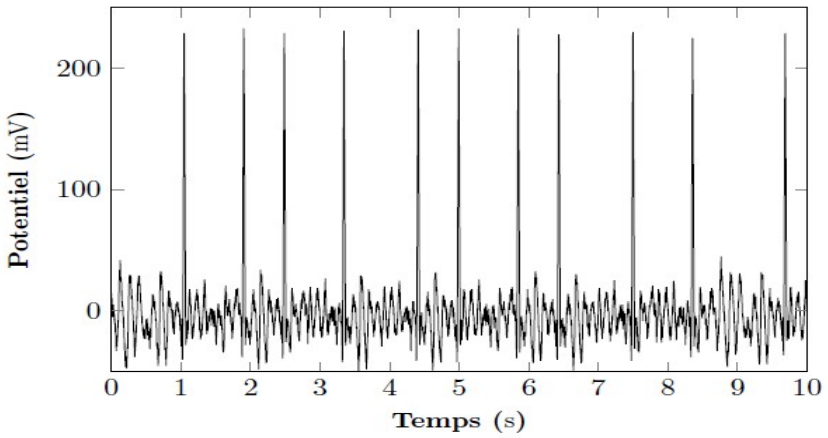


FIGURE 2.20 – Détection d'une fibrillation auriculaire qui se traduit par une difficulté à distinguer les ondes P,T,Q et une irrégularité des cycles RR.

Cohérence cardiaque

Pour des sujets en état d'anxiété, de colère ou de stress, on peut enregistrer sur leur ECG une variation des intervalles de temps séparant deux battements cardiaques autour d'une valeur moyenne. Cette fluctuation du rythme cardiaque se caractérise par la variabilité de la fréquence cardiaque (VFC) : on parle de la cohérence du rythme cardiaque. C'est un facteur prédictif d'hypertension qui évalue les risques d'accidents cardiaques liés au mode de vie, à l'activité physique, aux habitudes alimentaires, au rythme du sommeil et au tabagisme. A ce titre, elle est considérée comme un signal d'alarme par les médecins (source : http://rms.medhyg.ch/numero-372-page-338.htm).

Pour mesurer la VFC, on compare chaque intervalle RR_{n+1} en fonction du précédent RR_n, en traçant une représentation graphique du nuage de points de $RR_{n+1} = f(RR_n)$ (figure 2.21). On obtient un diagramme de dispersion qui permet de calculer le rapport $\frac{SD1}{SD2}$ (rapport des rayons de l'ellipse de la VFC - 2.21). Si ce rapport diminue, l'alerte sur l'avènement d'un accident cardiaque devient critique.

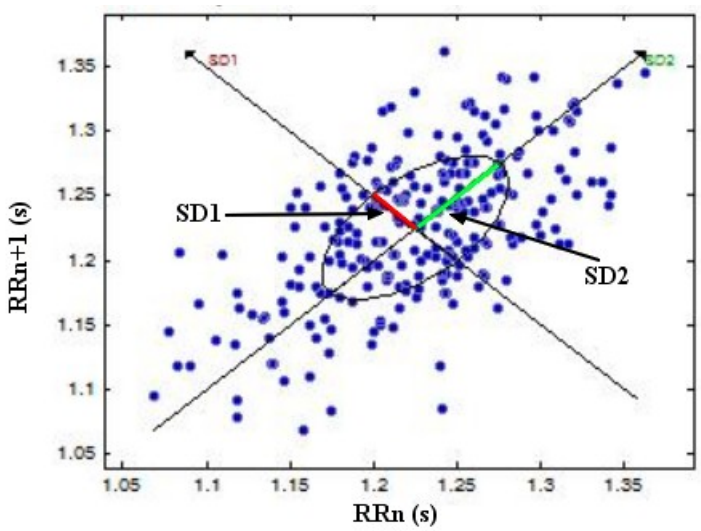
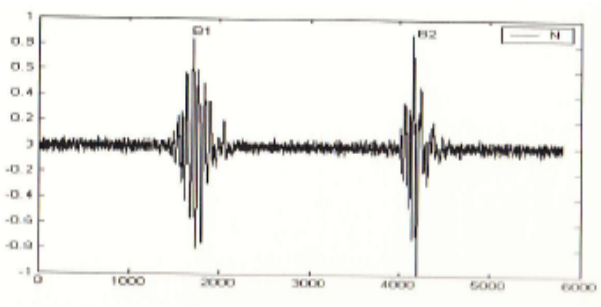


FIGURE 2.21 – Représentation graphique en nuage de points de chaque intervalle RR en fonction du précédent $RR_{n+1} = f(RR_n)$. L'exploitation de ces mesures permet d'évaluer la dispersion du rythme cardiaque et de mesurer la VFC.

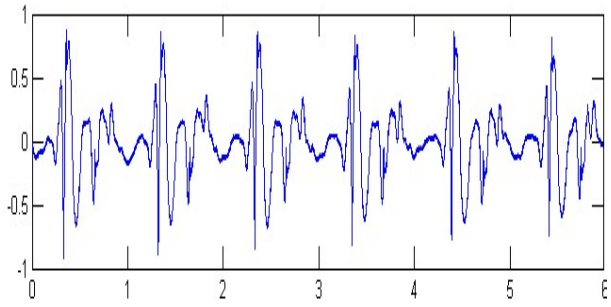
2.5.2 Enregistrement du PCG

La lecture médicale de l'enregistrement du PCG filtré (difficile d'interpréter un PCG brut (figure 2.22b)) se fait en plusieurs étapes :

- Le PCG est normal si seuls les bruits cardiaques B1 et B2 (figure 2.22a) sont visibles et s'il n'y a pas d'autres oscillations sur le tracé : dans ce cas le sujet est sain.



(a) Portion d'un PCG filtré. (source : [14, 15])

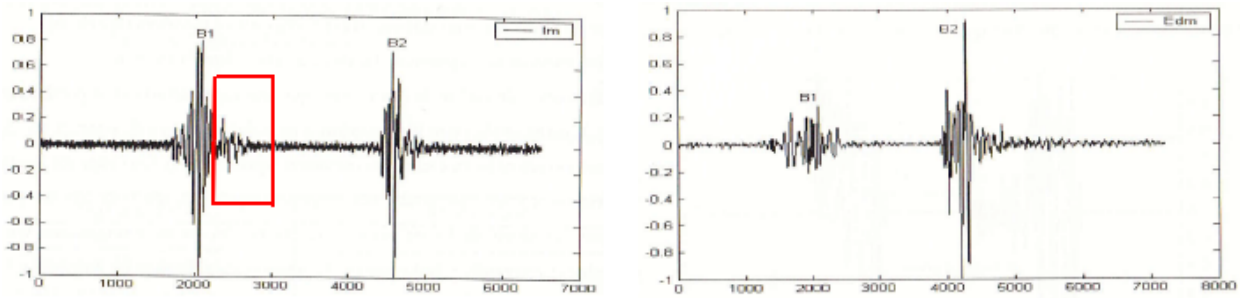


(b) portion d'un PCG brut. (source : CARDIAGS SAS Database)

FIGURE 2.22 – La lecture médicale d'un enregistrement cardiaque ne peut se faire directement sur un signal PCG brut (b) : il est nécessaire que le signal soit filtré afin d'identifier les différentes composantes du PCG et avancer une interprétation médicale à partir du traitement du signal (a).

- S'il y a des oscillations à la fin du son B1 (figure 2.23a), le patient souffre d'une "sténose aortique" liée à un rétrécissement de l'aorte qui provoque une hypertension artérielle

avec une diminution des pouls. Les composantes internes aortique A2 et pulmonaire P2 du son B2 sont confondues : on ne pourra plus mesurer le décalage temporel Δt. Si ces oscillations prennent naissance au début du son B2 (figure 2.23b) alors le patient souffre d'une insuffisance mitrale qui traduit le reflux du sang du ventricule gauche vers l'oreillette gauche.

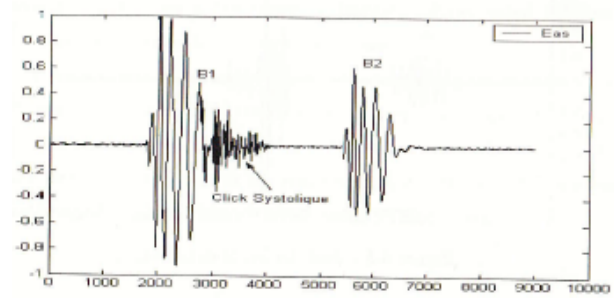


(a) Sténose aortique (b) Insuffisance mitrale

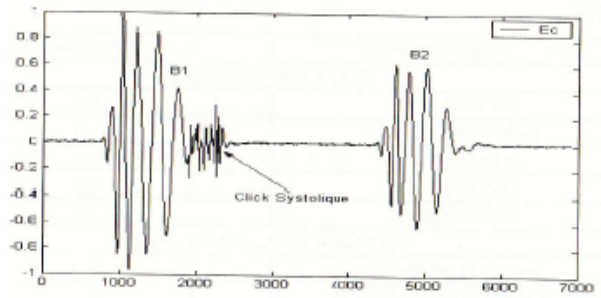
FIGURE 2.23 – Cas de sténose aortique avec des oscillations supplémentaires à la fin du son B1 (a) indique une hypertension artérielle, (b) cas d'une insuffisance mitrale qui indique un reflux du sang du ventricule gauche vers l'oreillette gauche. (source : [14, 15])

- S'il y des oscillations d'allure losangique entre B1 et B2, on a un click systolique (figures : 2.24a et 2.24b). S'il y a des oscillations qui surviennent $0,01s \, à \, 0,12s$ après le B2, le patient souffre d'un claquement d'ouverture mitral, c'est un bruit d'origine pathologique.

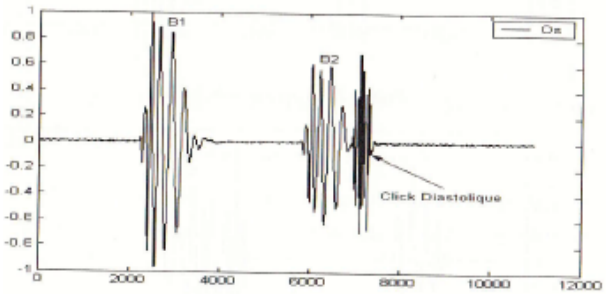
- L'analyse de certain PCG filtrés indique, en plus des sons B1 et B2, la présence d'oscillations B3 et B4 (figure 2.25) qui dépendent de l'âge du patient et de sa posture lors de l'examen médical. Pour un sujet de plus de 40 ans, le B3 (galop de cheval) indique un trouble de la distensibilité ventriculaire, une élévation des pressions de remplissage du coeur et une élévation des vitesses de remplissage transmitrales. Quant au B4, il est rare chez l'individu en bonne santé. Il indique une diminution modérée de la distensibilité des ventricules (cardiopathies compensées, infarctus du myocarde).



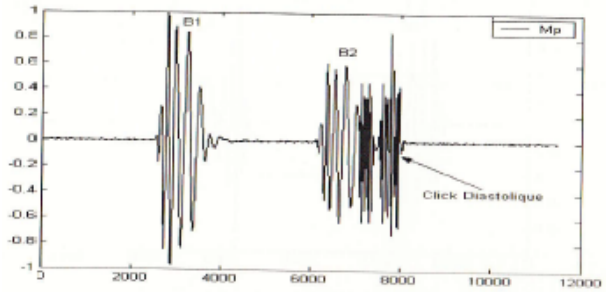
(a) Détection d'un clic systolique



(b) Click systolique

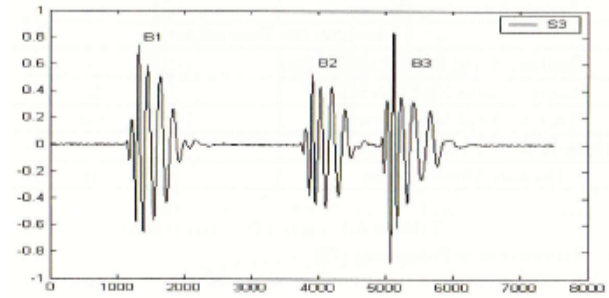


(c) Click diastolique

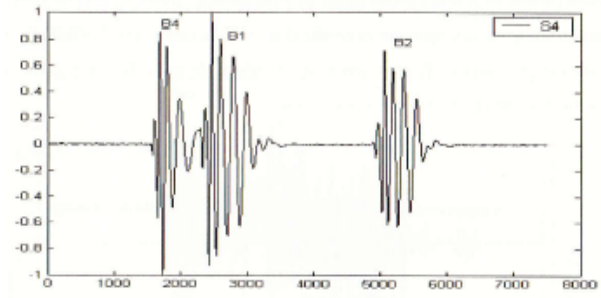


(d) Double click Diastolique

FIGURE 2.24 – L'analyse du PCG indique la présence de clicks systoliques et diastoliques (bruits pathologiques) qui montre que le patient souffre d'un claquement d'ouverture mitral. (source : [14, 15])



(a) PCG avec le son B3



(b) PCG avec un son B4

FIGURE 2.25 – PCG filtré avec détection des sons B3 et B4. (source : [14, 15])

- Si à la fois, on a B3 et B4 dans un PCG (on parle du son B7), alors on a un phénomène de galop de sommation qui traduit une simultanéité du remplissage précoce et rapide du ventricule, ainsi que de la contraction auriculaire : le sujet risque une tachycardie.
- Dans le cas d'un rétrécissement pulmonaire, on enregistre un PCG avec des oscillations d'allure losangique (figure 2.26) qui débutent avec un clic artériel pulmonaire de grande amplitude. Ce souffle peut débuter dès le son B1 ou bien après un intervalle libre. Son

maximum est d'autant plus tardif que la sténose est plus serrée. Il peut atteindre et même dépasser par son amplitude, la composante aortique A2 du B2 en cas de sténose serrée.

– Le patient souffre d'un souffle holosystolique dans le cas d'oscillations d'allure rectangulaire qui commencent dès le son B1 et se terminent au début du son B2. Il existe différentes formes de souffles cardiaques (figure 2.26).

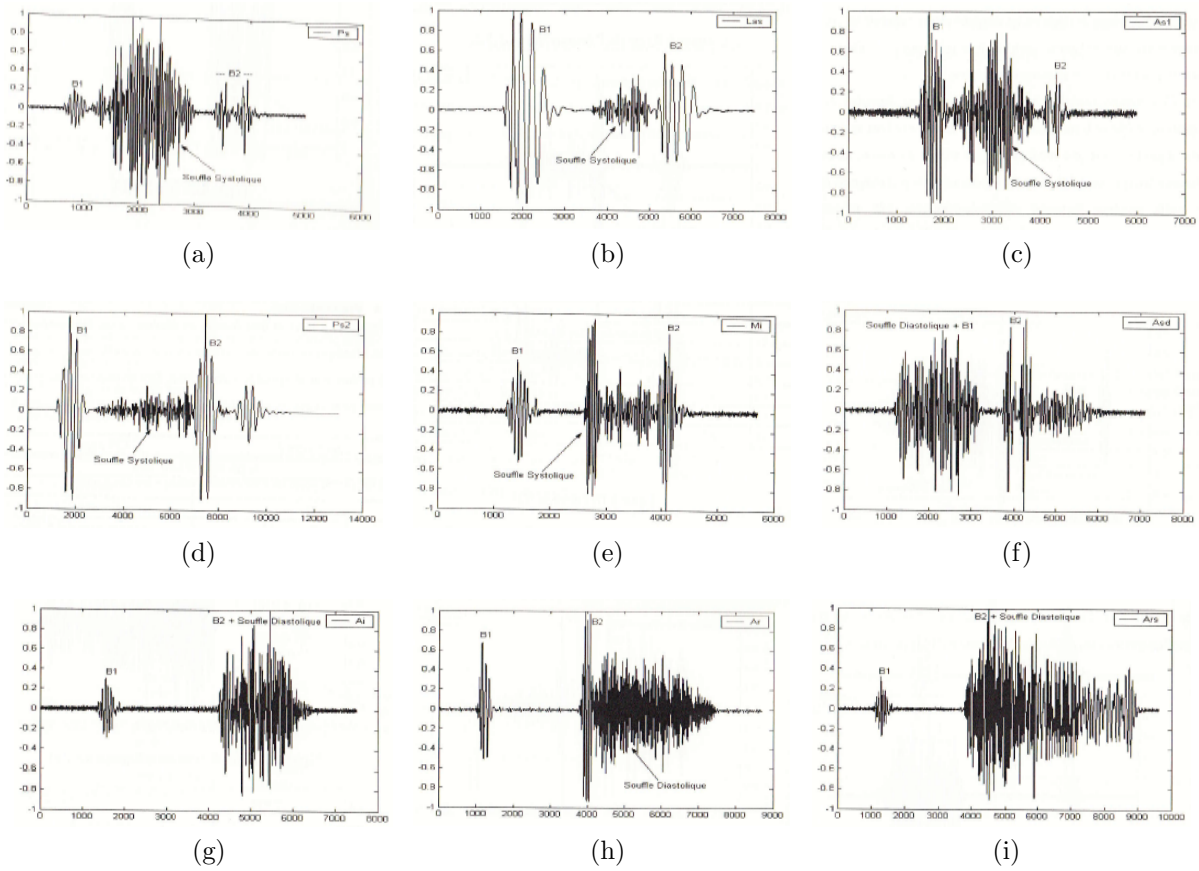


FIGURE 2.26 – Différents cas de PCG dont le traitement indique la présence d'oscillations pathologiques systoliques et diastoliques. Ces exemples montrent différents souffles cardiaques dont l'allure losangique ou rectangulaire informe sur la nature de la pathologie cardiaque. (source : [14, 15])

Par ces différentes figures de PCG filtrés, nous avons exposé des exemples de pathologies cardiaques dont les différentes oscillations représentent des signatures médicales. L'emplacement, l'allure, l'amplitude, la gamme fréquentielle de ces signatures, informent les médecins sur le type de malformation cardiaque et les risques qu'elles font courir au patient.

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté la morphologie du coeur humain et comment son activité électromécanique est enregistrée en deux signaux l'ECG et le PCG. Nous avons rappelé les composantes de ces signaux, le lien entre des anomalies ou des pathologies cardiaques avec les caractéristiques des oscillations sonores du PCG et celles des composantes de l'ECG.

Afin de donner un sens médical au traitement des signaux cardiaques, nous avons terminé ce chapitre par une présentation de la lecture médicale des enregistrements ECG et PCG, et une rapide interprétation clinique des paramètres et oscillations qui en sont extraits.

Dans le chapitre suivant, nous établirons un état de l'art sur le traitement des signaux cardiaques en exposant les différentes approches de traitement et d'analyse des signaux cardiaques. Nous discuterons de l'efficacité et des limites de ces outils dans la classification des signaux cardiaques, l'automatisation de la localisation des différentes oscillations (composantes), et l'extraction d'informations médicales pour établir un diagnostic médical.

Chapitre 3

Etat de l'art sur le traitement des signaux cardiaques

3.1 Introduction

Pour faciliter le diagnostic médical, réduire les coûts, et accroître l'efficacité des systèmes de traitement cardiovasculaires, il a fallu élaborer des systèmes d'analyse automatique des signaux cardiaques pour l'extraction d'informations physiologiques à partir des caractéristiques physiques des signaux cardiaques. C'est le cas de la mesure de l'amplitude et de la fréquence, la détermination de l'enveloppe du signal et l'extraction de ses composantes, la détection et la localisation de ses oscillations ou ses pics. Pour ces différentes raisons, les outils du traitement du signal peuvent-être considérés en cardiologie comme des outils d'aide au diagnostic médical.

Dans les sections suivantes, nous rappelons rapidement le principe des principaux outils de traitement du signal, les différentes bases de référence des ECG, et nous établissons un état de l'art des travaux de recherche sur le traitement des ECG et PCG. Nous rappelons les limites de certaines techniques comme les outils d'analyse spectrale basée sur la transformée de Fourier (TF) ou les techniques de représentations temps-fréquence ou temps-échelle basés sur la TO. Nous présentons l'application de ces méthodes au débruitage et à l'analyse des signaux cardiaques, pour localiser des caractéristiques représentatives du fonctionnement du coeur ou la détection de pathologies cardiaques.

3.2 Les différents outils de traitement des signaux cardiaques

Les travaux de recherche sur le traitement des signaux cardiaques utilisent en grande partie les approches basées sur la TF pour obtenir les composantes fréquentielles du signal cardiaque et pour la mise en place d'un filtrage linéaire adapté. Cette analyse fréquentielle des signaux cardiaques par la TF reste globale et ne présente qu'un intérêt limité pour les

cardiologues : elle ne permet pas l'automatisation de la détection des signatures pathologiques.

D'autres travaux sur les signaux cardiaques utilisent des approches basées sur la transformée en ondelettes pour obtenir une décomposition spectrale locale dans l'espace ou dans le temps, pour la détection des transitions rapides ou des discontinuité dans l'ECG ou le PCG [16]. L'originalité de la TO sur la TF est l'utilisation d'une ondelette, une fonction analysante bien localisée ne présentant que quelques oscillations. La dilatation ou la contraction spatiale de l'ondelette apporte une bonne résolution dans l'espace temporel ou dans l'espace spectral. A chaque échelle, le signal cardiaque sera décomposé en composantes lentes et rapides (approximations et détails) [17].

Basée sur le même principe que la TO, la décomposition modale empirique (EMD) décompose les PCG et ECG en IMF (fonctions modales intrinsèques) [18, 19][18, 19], des composantes allant des échelles les plus grossières vers les échelles les plus fines, c'est une représentation de plus en plus précise du signal cardiaque traité et, contrairement à la TO, l'EMD n'utilise pas de fonction analysante.

En dernier on trouve des travaux basés sur la DWV (Distribution Wigner Ville). C'est la distribution la plus populaire et la plus utilisée en traitement du signal de la classe Cohen [20][21], construite sur la base des formes quadratiques du signal pour garder la notion première de répartition d'énergie dans le plan temps-fréquence [22][23]. Succintement dans les sections suivantes, nous présentons quelques outils d'analyse.

3.2.1 Analyse Spectrale

Pour l'analyse spectrale des signaux, la transformée de Fourier reste l'outil incontournable pour une description fréquentielles des signaux stationnaires et pour mettre en place du filtrage linéaire. Cependant, la TF présente des limites : elle est inadaptée aux signaux non stationnaires, son analyse fréquentielle reste globale et non locale.

La transformée de Fourier $S(\omega)$ (3.1) d'un signal $s(t)$ n'existe que si celui-ci est à carré sommable (signal à énergie finie) [24]. La TF directe est exprimée par la relation suivante :

$$S(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t).e^{-j2\pi\upsilon t}dt \tag{3.1}$$

avec : υ est la fréquence du signal $(enHz)$

La TF est reversible, il est donc possible de reconstruire le signal initial s(t) avec la transformée de Fourier inverse (TFI) :

$$s(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} S(\omega).e^{j\omega t} d\omega \tag{3.2}$$

Dans le cas des signaux discrets, on parle de la transformée de Fourier discrète (TFD) dont l'expression :

$$S(\upsilon) = \sum_{-\infty}^{+\infty} s(k).e^{-j2\pi nk\nu} \tag{3.3}$$

3.2.2 Analyse temps-fréquence

Les représentations d'un signal, conjointement en temps et en fréquence (figure 3.1a), permettent une description des signaux non stationnaires, une analyse du comportement fréquentiel du signal au cours du temps. Contrairement à la TF qui décrit le contenu global d'un signal, la représentation temps-fréquence (RTF) situe l'énergie dans le plan temps-fréquence (t, ν). Ci-après, nous présentons le spectrogramme et la distribution de Wigner Ville que nous utilisons pour la représentation temps-fréquence des signaux cardiaques.

3.2.2.1 Le Spectrogramme

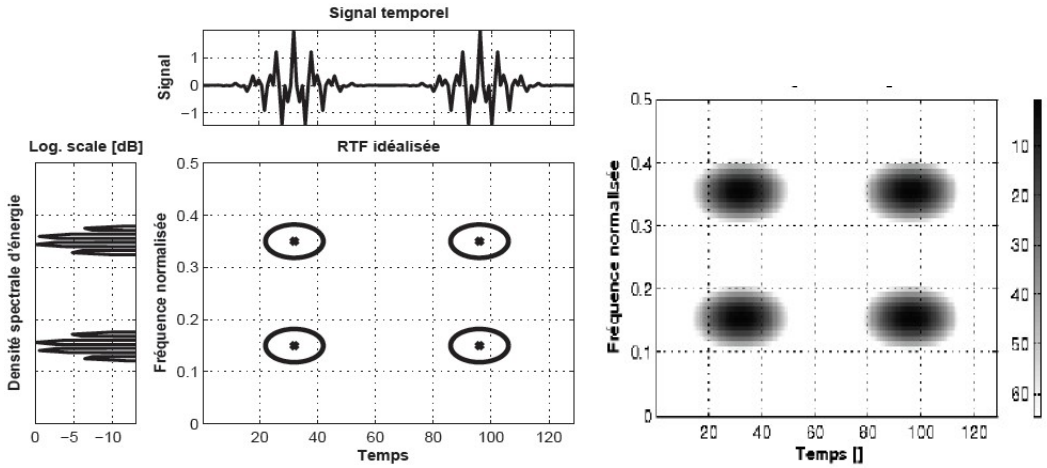
L'intérêt d'un spectrogramme est de pouvoir représenter le spectre d'un signal en fonction de son évolution dans le temps (figure 3.1b). Pour cela il faut considérer le signal stationnaire localement en le limitant dans une fenêtre d'analyse de durée appropriée. Pour réaliser un spectrogramme, il faut appliquer la Transformée de Fourier à chaque tranche du signal, une analyse de Fourier de tranches successives pondérées par une fenêtre appropriée et datées par son instant initial k. Le spectrogramme est alors défini comme une densité d'énergie, soit :

$$S(k, v) = |\sum_{n=0}^{N-1} h(n)s(k+n)e^{-j2\pi nv}|^2 \tag{3.4}$$

Cette expression du spectrogramme (3.4) correspond au carré du module de la TFCT et considère implicitement un signal non stationnaire comme une succession de trames (tranches) quasi-stationnaires à l'échelle de la fenêtre à court terme $h(n)$.

La résolution temporelle d'un spectrogramme est déterminée par la largeur de la fenêtre $h(n)$ alors que sa résolution fréquentielle est fixée par la largeur de la transformée de Fourier. Si par exemple, $h(n)$ est une fonction porte (fenêtre rectangulaire) au lieu de la fenêtre "douce" de Hanning, l'étalement spectral du signal serait plus faible et les lignes sur le spectrogramme plus fines, avec des fuites spectrales beaucoup plus importantes, caractérisées par un manque de contraste dans la représentation du spectrogramme. La qualité d'un spectrogramme dépend donc :

- de la longueur de la fenêtre à court terme (résolution temps-fréquence)
- du choix de la fonction $h(n)$ qui va conditionner le contraste du spectrogramme (porte, Hanning, Hamming ..)



(a) RTF idéalisée de 4 atomes Gaussiens

(b) Spectrogramme de 4 atomes gaussiens avec la fonction porte

FIGURE 3.1 – Comparaison entre deux représentations temps/fréquence (RTF idéalisée (a) et par spectrogramme (b)) d'un signal constitué de quatre atomes gaussiens élémentaires. L'utilisation de la fonction porte donne une représentation fréquentielle contarstée des oscillations temporelles du signal initial. (source : [25])

On se trouve donc en présence d'un compromis entre les résolutions temporelle et fréquentielle (figure 3.1) :

1. Pour un signal fortement non-stationnaire, une bonne résolution temporelle est requise, ce qui impose de travailler avec une fenêtre $h(n)$ courte, limitant en retour la résolution fréquentielle.
2. Réciproquement, si une analyse fréquentielle fine est nécessaire, une fenêtre $h(n)$ longue doit être utilisée, ce qui a le double effet de moyenner les contributions fréquentielles sur la durée de la fenêtre et de réduire la résolution temporelle.

Ce compromis est la conséquence des limites de la TF qui ne permet pas une analyse à la fois locale en temps et précise en fréquence.

3.2.2.2 La Distribution Wigner Ville

La distribution Wigner Ville (DWV) et ses extensions, appartiennent à une classe plus large de distributions appelée classe de Cohen dont la propriété principale est la conservation de l'énergie totale du signal. L'expression générique de la classe de Cohen, peut s'écrire :

$$C_s(t,\nu;\Pi) = \int\int \Pi(u-t,\xi-\nu)W_s(t,\nu)dud\xi \tag{3.5}$$

où $W_s(t,\nu)$ est la distribution de Wigner Ville pour des signaux d'énergie finie et expression dans le cas continu :

$$W_s(t,\nu) = \int s(t+\frac{\tau}{2})s^*(t-\frac{\tau}{2}).e^{-j2\pi\tau\nu}d\tau \tag{3.6}$$

dans le cas discret son expression est :

$$W_s(k,\nu) = 2\sum_{n=-\infty}^{n=+\infty} s(k+n)s^*(k-n).e^{-j4\pi n\nu} \tag{3.7}$$

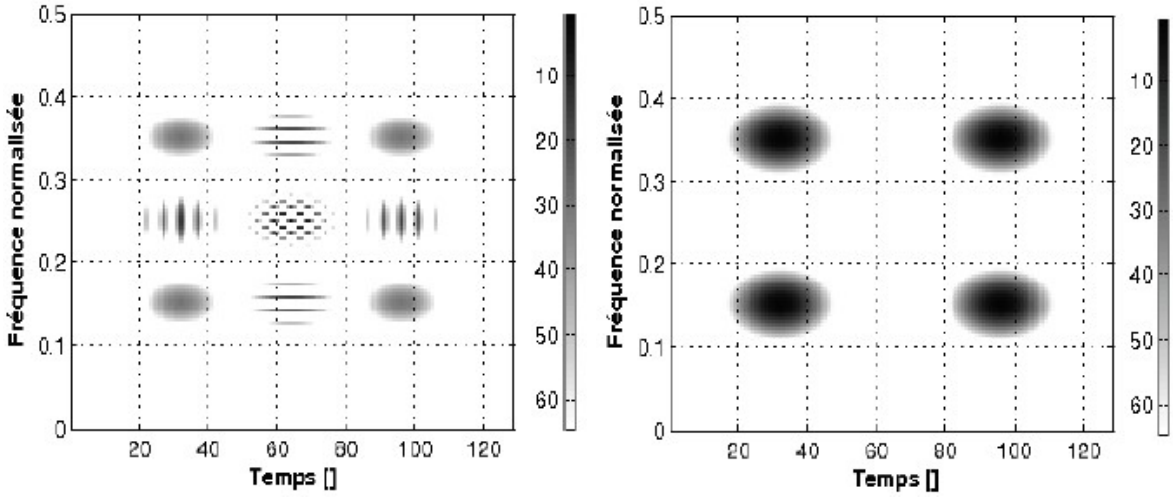
La DWV est un outil non linéaire d'analyse des signaux non-stationnaires : elle n'est pas une simple transformée comme la TFCT ou la TO mais plutôt, une distribution d'énergie qui peut être comparée au spectrogramme ou scalogramme. Le but de la DWV est de mesurer la symétrie locale d'un signal autour d'un point dans le plan temps-fréquence, ce qui ne suppose aucune stationnarité locale a priori.

La distribution Wigner Ville reste facile à déterminer par des techniques basées sur la transformation de Fourier [26] et possède des propriétés dont les plus couramment rencontrées [27][28] :

- la DWV est réelle car $s(t+\frac{\tau}{2})s^*(t-\frac{\tau}{2})$ est paire en τ
- conservation de l'énergie du signal :

$$\int W_s(t,\nu)dt = |s(t)|^2 = |S(\nu)|^2 \tag{3.8}$$

- la DWV conserve les supports temporels et fréquentiels des signaux,
- la DWV est une transformation inversible.



(a) RTF réalisée par WVD (b) RTF réalisée par WVDL

FIGURE 3.2 – Comparaison de la représentation temps/fréquence, d'un signal constitué de quatre atomes gaussiens, réalisée avec la DWV (a) où on remarque un phénomène d'interférences liés à l'interaction entre les 4 composantes du signal et sa correction avec l'utilisation d'une distribution Wigner Ville Lissée (b) qui a filtré ces interférences. source : [25]

Cependant la DWV présente certains inconvénients :

- La DWV peut avoir des valeurs négatives, donc on ne peut pas l'interpréter comme une densité d'énergie
- Dans le plan temps-fréquences, la DWV fournit d'excellents résultats pour des signaux mono-composante, mais dans le cas des signaux à composantes multiples des termes d'interférence, dus à la non linéarité de la transformation, apparaissent (figure 3.2a).Plus précisément un point (t_1, v_1) de la transformée W_{s_1} de la composante s_1 interfère avec un point (t_2, v_2) de la transformée W_{s_2} de la composante s_2 , pour créer une interférence au point $(\frac{t_1+t_2}{2}, \frac{v_1+v_2}{2})$.
- Le comportement oscillatoire des termes d'interférences nécessite une opération de lissage dans le plan temps-fréquence (filtrage passe-bas) pour réduire leur importance, ce qui se traduit par une convolution de la DWV par une fonction de lissage temporal et fréquentiel conduisant à une représentation modifiée de la DWV (figure 3.2b), on parle de la distribution Wigner Ville Lissée (DWVL). Le principe est d'effectuer un lissage séparable (figure 3.2) en temps et en fréquence grâce à deux fenêtres indépendantes temporelle et fréquentielle $\varphi(t, v) = g(t)H(v)$ où g et h sont deux fenêtres paires et réelles avec :

$$\varphi(t, v) = g(t)H(v)\, avec : \int\int \varphi(t, v)dtdv = 1 \tag{3.9}$$

ainsi :

$$DWVL(s(t)) = \int_u \int_\theta W_s(\theta, u)\varphi(t - \theta, v - u)d\theta du \tag{3.10}$$

L'utilisation de ces fenêtres d'analyse permet un double lissage spectral et temporel qui atténue les interférences entre les composantes temporelles et fréquentielles.
– Elles doivent être adaptées au type de signal analysé afin d'obtenir un résultat correct. Alors, des méthodes ont été proposées pour permettre de choisir de manière optimale et automatique la fenêtre d'analyse en fonction du type de signal analysé.

On trouve deux types d'approche : une analyse adaptative où la fenêtre est automatiquement ajustée en fonction du type de signal rencontré [29], cette fenêtre est ainsi dépendante du signal. Une analyse adaptative fondée sur le même principe mais gardant la résolution de Wigner-Ville pour le signal et rejetant ou annulant les interférences hors du domaine d'analyse [30]. Pour cela, on choisit de rejeter les interférences au delà de la bande d'analyse du signal si le signal n'est pas présent dans cette région du plan temps-fréquence.

Il est important de préciser que ces fenêtres temps-fréquence de lissage, doivent-être adaptées au type de signal analysé afin d'obtenir un résultat correct. Des méthodes ont alors été proposées et permettent de choisir de manière optimale et automatique la fenêtre d'analyse en fonction du type de signal analysé. On trouve deux types d'approche :

1. une analyse adaptative où la fenêtre est automatiquement ajustée en fonction du type de signal rencontré [29], cette fenêtre est ainsi dépendante du signal.
2. une analyse adaptative fondée sur le même principe mais gardant la résolution de Wigner-Ville pour le signal et rejetant ou annulant les interférences hors du domaine d'analyse [30]. Pour cela, on choisit de rejeter les interférences au delà de la bande d'analyse du signal si le signal n'est pas présent dans cette région du plan temps-fréquence.

3.2.3 Analyse temps-échelle

La transformée en ondelettes est une technique d'analyse et de traitement du signal permettant une décomposition spectrale locale dans l'espace ou dans le temps. La TO est particulièrement adaptée au traitement de signaux périodiques ou non, présentant des transitoires rapides ou des discontinuités [Mallat2000][Farge2005]. L'originalité de la TO par rapport à la TF est d'utiliser une fonction analysante bien localisée, ne présentant que quelques oscillations, dite ondelette 'mère' $\psi(t)$. La dilatation ou la contraction spatiale de l'ondelette $\psi(t)$ est un moyen d'adaptation optimal la résolution dans l'espace temporel ou dans l'espace spectral [Farge2005, Mallat2000]. L'expression de la transformée en ondelettes continue (TOC) est :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi(\frac{t-b}{a}) \tag{3.11}$$

avec :
– a : Le facteur d'échelle (dilatation) relié à la notion de fréquence (échelle).
– b : Le décalage (translation), relié à la notion de position temporelle.

L'expression de la transformée en ondelettes continue (TOC) du signal $s(t)$ est :

$$C_{s(a,b)} =< s(t), \psi_{a,b}(t) >= \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t).\psi(\frac{t-b}{a}).dt \tag{3.12}$$

Pour les signaux discrets, il est possible d'appliquer une transformée en ondelette discrète TOD qui réalise une analyse multirésolution. Elle sépare le signal en deux composantes, l'une représentant l'allure générale du signal on parle d'approximation (basses fréquences) et l'autre représentant ses variations rapides on parle de détail (hautes fréquences). Pour séparer ces deux composantes, nous utilisons un filtre passe-bas pour extraire l'allure générale (approximation ou moyenne), et un filtre passe-haut pour extraire ses détails.

3.2.4 Conclusion

Après avoir exposé des outils d'analyse du signal les plus appliqués en cardiologie, nous présontons dans les sections suivantes : les bases de référence des ECG et PCG, les travaux de recherche réalisés sur les signaux cardiaques, la correspondance entre les informations extraites de ces enregistrements, d'un point de vue traitement du signal, et l'interprétation médicale pour établir un diagnostic médical.

3.3 Les bases de référence des ECG

Des laboratoires et des hôpitaux spécialisés en cardiologie ont créé des bases de données de référence en sauvegardant une grande variété d'électrocardiogrammes contenant des cas rarement observées ou cliniquement importants [31]. Ces principales bases de données sont :

3.3.1 MIT-BIH Database

La base de données MIT-BIH a été créée par le MIT et "Boston Beth Israel Hospital". Les signaux sont classés en dix catégories pathologiques (arythmie, fibrillation auriculaire..), une bonne partie de ces données est requise par la norme ANSI pour tester les appareils ambulatoires d'enregistrements et de mesures des ECG.

La catégorie MIT-BIH Arrhythmia est la plus utilisée [32]. Elle contient 48 demi-heures d'enregistrements de signaux ECG qui sont annotées manuellement par des experts (fréquence d'échantillonnage : 360Hz, résolution : 11 bits sur une plage de 10 mV). Certains de ces ECG (n° : 100 et 107) contiennent des pics R bien identifiés et d'autres informations physiologiques très intéressantes, d'autres contiennent des complexes QRS difficiles à détecter et des formes anormales, du bruit et des artéfacts (ECG n° : 108 et 207) .

3.3.2 AHA Database

La base de données "American Heart Association" (AHA) a été mise en place pour l'évaluation des détecteurs d'arythmie ventriculaire [33]. Cette base de données contient 155

enregistrements de l'ECG ambulatoire avec une fréquence d'échantillonnage de 250 Hz et une résolution de 12 bits sur 20 mV. Elle a été classé en huit groupes et chacun représente différents types de pathologies cardiaques. Il existe deux versions disponibles de cette base de données : la version courte qui comprend cinq minutes d'enregistrement et la version longue avec des ECG d'une durée de 2,5 heures.

3.3.3 ABE

Les bibliothèques électrocardiogramme Ann Arbor (ABE) [34] sont une collection de plus de 800 enregistrements, chacune se compose d'électrocardiogrammes intracardiaques unipolaire et bipolaire et un ECG de surface. Cette base de données est particulièrement utile pour évaluer l'implantation d'algorithmes dans les dispositifs électroniques.

3.3.4 La Base de données CST

Les Normes Communes pour Électrocardiographie (CST) [35] sont la principale base de données pour l'évaluation des analyseurs d'ECG. Cette base de données contient environ 1000 enregistrements obtenus en multi-dérivations (12 ou 15 capteurs).

3.3.5 QT MIT base de données

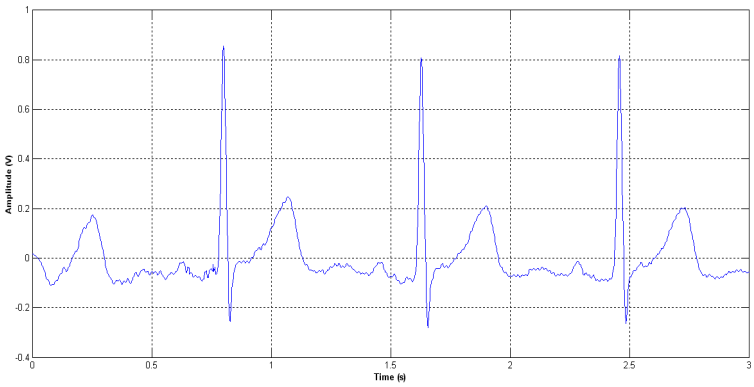
QT est une base de données conçue pour l'évaluation des approches et des techniques qui permettent de détecter les frontières de forme d'onde de l'ECG [36]. Elle se compose de 105 enregistrements de 15 minutes avec une grande variété de morphologies QRS et ST-T. Des annotations manuellement ajoutées par des experts sur les formes d'ondes de chaque enregistrement.

3.4 ECG synthétique

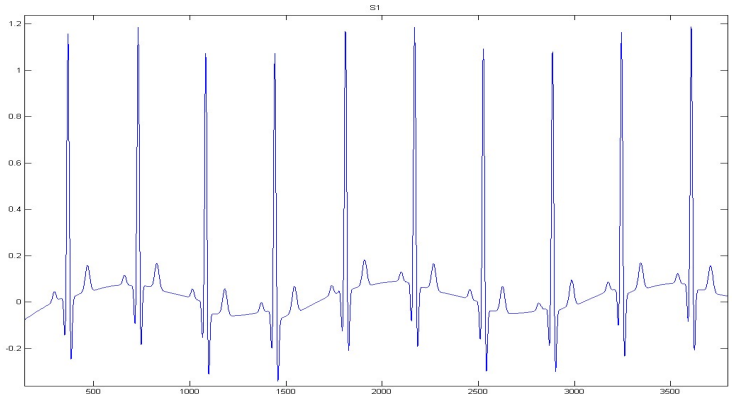
Ces différentes bases de données de référence, citées dans la section précédente, restent limitées par la diversité des cas cliniques qu'ils couvrent, le niveau des enregistrements, la fréquence d'échantillonnage du signal et la numérisation ou la nature du bruit dans les ECG.

Devant ces différentes contraintes liées à la diversité des bases de référence, la modélisation de l'ECG offre une large marge de manœuvre dans le choix des paramètres physiologiques du signal, le taux et la fréquence d'échantillonnage ou la nature et la force du bruit par exemple. C'est une approche permettant d'avoir des ECG synthétiques correspondant à des réalités cliniques avec des conditions différentes d'acquisitions. A partir d'un seul algorithme, nous pouvons produire un seul signal ECG adaptable aux différents cas cliniques, nous pouvons déterminer la durée du signal et le nombre de ses échantillons, choisir le type de bruit du signal et sa densité, supprimer ou inverser certaines caractéristiques physiologiques du signal ECG comme l'onde T ou les complexes QRS.

Dans cet esprit, P.McSharry et al. 2003, ont proposé un modèle dynamique pour générer des signaux ECG synthétiques basés sur des équations différentielles ordinaires couplées [37]. Par ce modèle, l'opérateur peut générer des signaux ECG synthétiques réalistes où il y a la possibilité de spécifier la moyenne et l'écart-type de la fréquence cardiaque, la morphologie du cycle PQRST, les amplitudes des pics, le rythme RR, le type et le niveau de bruit dans le signal.



(a) ECG réel (CARDIAGS SASdatbase)



(b) ECG synthétique

FIGURE 3.3 – Présentation de deux signaux ECG : (a) un ECG réel enregistré dans un cadre médical avec un patient normal où on remarque des oscillations liées au bruit et un offset irrégulier lié à la respiration du patient, (b) un ECG artificiel réalisé à partir d'un programme [37], il n'y a pas de bruits et l'offset est une oscillation artificiellement ajoutée pour représenter la ligne de base 50Hz (réseau EDF).

3.5 Les critères de performances de la détection

Pour valider les algorithmes et méthodes d'analyse des ECG avant de les utiliser pour l'aide au diagnostic, il est nécessaire de définir des critères de performances. Les principales méthodes utilisées pour valider les performances des approches d'extraction de caractéristiques des ECG sont basées sur la localisation des caractéristiques du signal [38].

3.5.1 Mesurer la localisation des caractéristiques

La performance de localisation des caractéristiques d'un signal peut être mesurée par un classificateur binaire [table 3.1] qui compare les localisations prédéterminées par un expert à celles trouvées par une automatisation algorithmique. Si on prend l'exemple de la détection du complexe QRS ou du pic R de l'ECG, les décisions de la détection sont étiquetées par un classificateur binaire [table 3.1] :

- Soit positif (P) lorsque l'approche localise la zone recherchée du signal

- Soit négatif (N), il n' y a aucune détection de la zone recherchée du signal (contraire de P)

A partir de ces deux possibilités (P, N) et par combinaison binaire nous avons quatre possibilités de la localisation algorithmique (VP, VN, FP, FN) qu'on détail ci-après :

	V	F
P (position trouvée)	Vraies Positives VP	Faux Positives FP
N (position non trouvée)	Vraies Negatives VN	Faux Negatives FN

Table 3.1 – Description du système binaire de classification (ROC). VP : la localisation réelle du complexe QRS correspond à la localisation algorithmique, la prédiction est juste. FP : il n' y a pas de complexe QRS mais l'approche signale l'existence d'une zone, la prédiction est fausse. VN : il y a un complexe QRS dans la zone de l'ECG mais l'algorithme ne l'a pas détecté, la prédiction est erronée. FN : il n'y a pas de complexe QRS et l'approche ne signale aucune détection, la prédiction est juste.

- VP : Si le résultat de la prédiction correspond à la valeur réelle de la localisation alors on a un vrai positif (VP), l'approche a détecté la position réelle du complexe QRS de l'ECG par exemple.

- FP : Si la prédiction diffère de la valeur réelle de la localisation alors on a un faux négatif (FP), la démarche n'a pas localisé une position réelle du complexe QRS.

- VN : En revanche, on a une classification vrai négatif (VN) lorsque l'approche indique une zone de l'ECG comme complexe QRS alors qu'il n'existe pas dans le signal, la

prédiction algorithmique est erronée.

– FN : La classification est considérée faux négatif (FN) lorsqu'il n'y a pas de prédiction sur une zone de l'ECG et qu'effectivement il n'y a pas de complexe QRS, on n'a pas d'erreur de prédiction.

De ces quatre combinaisons possibles de la classification 3.1, on détermine ci-dessous deux paramètres pour l'évaluation des algorithmes d'analyse des signaux (c'est aussi valable pour les signaux cardiaques) :

– La sensibilité S_e représente le pourcentage de vrais positifs VP (la prédiction correspondant réellement à la détection) par rapport au total des prédictions justes [relation 3.13].

$$S_e = \frac{VP}{VP + FN} \tag{3.13}$$

– Prédiction positive P^+représente le pourcentage de vrais positifs VP par rapport au total des prédictions (justes et fausses) déterminées par l'algorithme [relation 3.14].

$$P^+ = \frac{VP}{VP + FP} \tag{3.14}$$

Pour illustrer cette classification nous présentons l'exemple de la localisation des pics R d'un ECG ci-dessous (figure 3.4) :

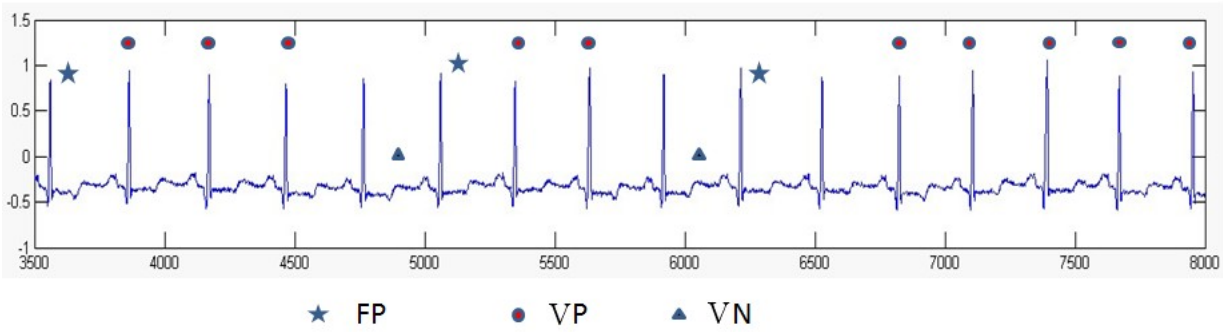


FIGURE 3.4 – Sur l'exemple de cet ECG, nous distinguons 10 True positives (VP=10), 3 positions différées soit FP=3, 2 positions négatives où l'algorithme détecte des pics R alors qu'ils n'existent pas (VN=2), il y a une position du pic R qui n'est ni localisée ni prédite (FN=1).

En appliquant les quatre combinaisons de la classification nous déduisons le tableau ci-dessous :

	V	F
P	VP	FP
	10	3
N	VN	FN
	2	1

TABLE 3.2 – Ce tableau récapitule les différentes localisations des pics R pour le cas de l'exemple (figure 3.4). A partir de ces valeurs on peut déduire la sensibilité de l'algorithme supposé utilisé et sa prédiction.

En appliquant les relations 3.13 et 3.14 nous obtenons pour ce cas d'exemple une sensibilité de 90.90% et une prédiction de 76.93% :

$$S_e = \frac{VP}{VP + FN} = \frac{10}{10 + 1} = 90.90\% \tag{3.15}$$

$$P^+ = \frac{VP}{VP + FP} = \frac{10}{10 + 3} = 76.93\% \tag{3.16}$$

Donc, l'évaluation de tout nouvel algorithme de localisation des caractéristiques de l'ECG ou du PCG s'appuie sur le calcul de la sensibilité S_e et de la valeur prédictive P^+. Ces deux paramètres issus d'un classificateur binaire doivent être complétés par la mesure de l'erreur moyenne et l'écart-type de la localisation pour estimer la fluctuation des mesures.

Le but de ces opérations de mesure est de déterminer la performance minimale requise de tout système automatisé de détection des caractéristiques du signal ECG. Le tableau [table 3.3] présente les tolérances admises sous forme d'écarts en ms entre la valeur réelle et mesurée afin de valider les approches en question.

Caractéristiques de l'ECG	P_{on}	P_{end}	QRS_{on}	QRS_{end}	T_{end}
Tolérance : $\varepsilon\,(ms)$	10.2	12.7	6.5	11.6	30.6

TABLE 3.3 – En milliseconde (ms), les tolérances acceptables pour une validation minimale des algorithmes de détection automatisée des principales caractéristiques du signal ECG. Pour le détection du complexe QRS (début $QRS_{on} = 6.5ms$; fin $QRS_{end} = 11.6ms$), pour la détection de l'onde P (début $P_{on} = 10.2ms$; fin $P_{end} = 12.7ms$), pour détecter la fin de l'onde T ($T_{end} = 30.6ms$).

3.5.2 Erreur moyenne de la localisation

L'erreur moyenne de localisation m représente la différence entre la position détectée par l'algorithme et celle indiquée manuellement par un expert, c'est une estimation d'erreur entre

la prédiction de l'approche utilisée x'_i et la position réelle x_i sur le signal.

$$m = \sum_{i=1}^{N} \frac{(x'_i - xi)}{N} \tag{3.17}$$

avec
x'_i : la position localisée par l'algorithme de la caractéristique détectée
x_i : la position réelle prédéfinie sur le signal
N : le nombre total des localisations détectées
m : erreur moyenne

3.5.3 L'écart-type de la localisation

L'écart type de la localisation σ est une mesure de la variabilité des détections des caractéristiques du signal. L'écart type est la moyenne quadratique (RMS) type des valeurs de leur moyenne arithmétique.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(x'_i - \bar{x})^2}{N}} \tag{3.18}$$

avec
$\bar{x}$: la position localisée par l'algorithme de la caractéristique détectée
x'_i : la position localisée par l'algorithme de la caractéristique détectée
N : le nombre total des localisations détectées
σ : écart type de la localisation

3.6 Etat de l'art du traitement des ECG

L'application des approches de traitement du signal aux électrocardiogrammes ont trois objectifs :

1. Le débruitage des ECG
2. La détection des complexes QRS
3. La délimitation des ondes P et T

3.6.1 Origine des bruits des ECG

Le bruit représente les composantes indésirables qui altèrent le signal. Avoir des informations sur la nature et l'origine du bruit du signal cardiaque joue un rôle important dans l'efficacité du processus de débruitage. Cependant, l'acquisition et la transmission des signaux cardiaques, en particulier l'ECG, s'accompagnent souvent par un bruitage du signal enregistré dû à trois facteurs principaux :

1. Bruit électronique ou ambiant (artéfacts)

2. La ligne de base (baseline wander) provoquée par la respiration du patient.
3. Les interférences de la ligne électrique (alimentation des appareils) avec une fréquence $f = 50Hz$ ou $60Hz$

Le débruitage des ECG nécessite l'utilisation d'une approche de filtrage du signal sans délocalisation ou altération de ses caractéristiques pour ne pas fausser le diagnostic médical.

En général, les bruits sont classés en deux catégories :
– un bruit additif : c'est le cas du bruit gaussien où le signal bruité $w(t)$ suit la relation :

$$w(t) = s(t) + b(t) \tag{3.19}$$

où $s(t)$ est le signal initial (ECG ou PCG pure), $b(t)$ est le bruit introduit dans le signal, $w(t)$ le signal bruité (signal cardiaque enregistré). La figure 3.5, montre un ECG (MIT n°100) auquel on a ajouté un bruit gaussien de moyenne nulle et de variance $\nu = 0.1$:

La répartition du bruit gaussien fait qu'on ne distingue plus les singularités de l'ECG comme l'identification des pics R ou des ondes P et T.
– un bruit multiplicatif : c'est le cas du bruit speckle où le signal bruité $w(t)$ suit la relation :

$$w(t) = s(t).b(t) \tag{3.20}$$

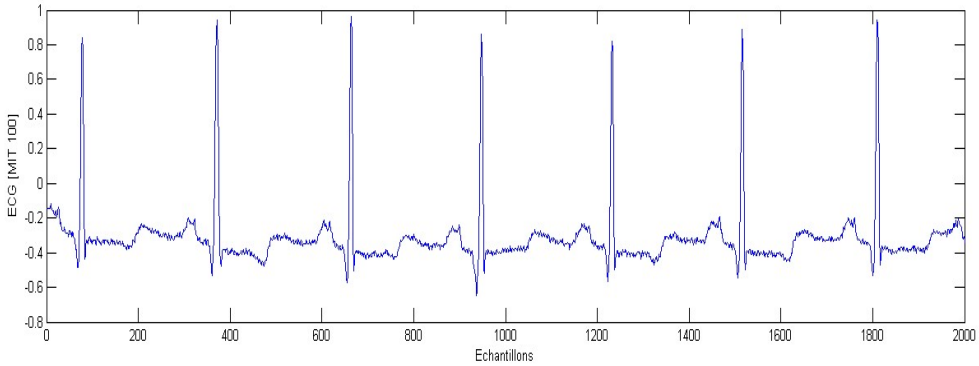
En général les bruits des signaux cardiaques sont comparables aux bruits multiplicatifs.

En appliquant un bruit speckle de moyenne nulle et de variance $\nu = 0.1$ sur un ECG (MIT n°100) on a le signal bruité de la figure 3.5. Contrairement au bruit gaussien, le bruit speckle n'altère pas la position des pics R mais il donne un ECG bruité plus proche des électrocardiogrammes réels acquis lors de l'auscultation.

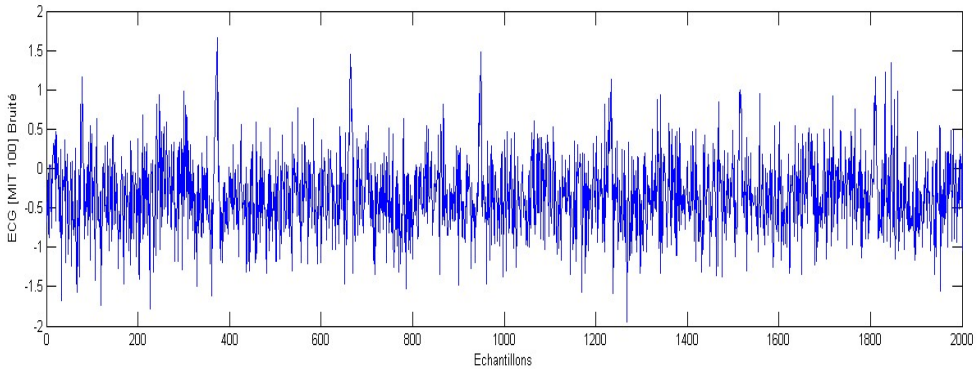
Bien qu'elle soit subjective, l'appréciation visuelle du signal reste le moyen le plus simple pour évaluer la qualité de débruitage. Pour débruiter les signaux cardiaques, différentes approches ont été utilisées comme les filtres linaires, réseau de neurones, filtrage adaptatif.

3.6.2 Etat de l'art de la détection des complexes QRS

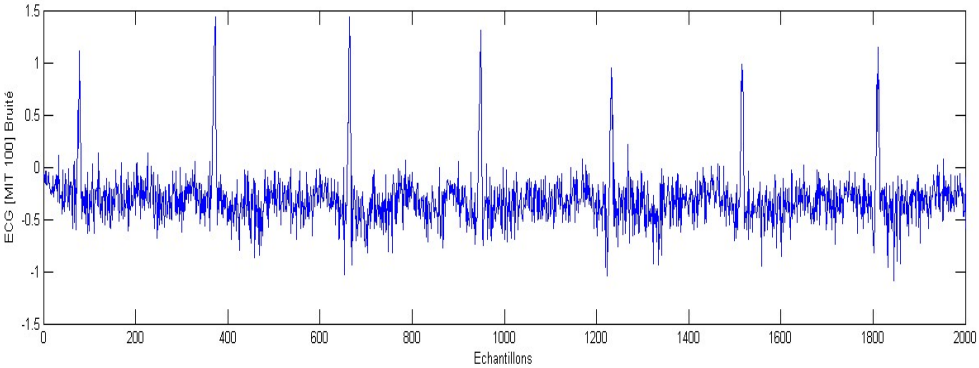
La détection du complexe QRS de l'ECG est fondamentale pour localiser les pics R [31], mesurer la fréquence cardiaque, déceler toutes pathologies liées à l'arythmie cardiaque et localiser le son B1 du signal phonocardiogramme. Ci-dessous nous donnons une présentation des différentes approches dans la littérature pour la détection du complexe QRS :



(a) ECG MIT [n°100] initial



(b) ECG bruité avec un bruit additif Gaussien ($\mu = 0$,$\nu = 0.1$)



(c) ECG bruité avec un bruit multiplicatif Speckle ($\mu = 0$, $\nu = 0.1$)

FIGURE 3.5 – Comparaison des débruitages additif et multiplicatif d'un ECG : (a) Signal ECG initial issu de la base de référence MIT [ecg n°100] correspondant à un sujet normal sans anomalies cardiaques. (b) Bruitage de l'ECG initial [MIT n°100] par un bruit additif Gaussien ($\mu = 0$, $\nu = 0.1$). Le signal est complètement dégradé par le bruit, les caractéristiques physiologiques ne sont plus identifiables. Le bruit additif avec une répartition uniforme ne correspond pas au bruitage réel des signaux cardiaques. (c) Bruitage de l'ECG initial [MIT n°100] par un bruit multiplicatif Speckle ($\mu = 0$, $\nu = 0.1$), les pics R sont encore identifiables et on a une conservation de la forme ondulaire de l'ECG initial.

Martinez et al. [39] ont proposé une approche globale basée sur les ondelettes. Dans cette approche, les auteurs ont utilisé la TO pour détecter le complexe QRS dans un premier temps puis le délimite en déterminant et en identifiant le début et la fin du pic du complexe QRS. Pour la détection du complexe QRS, les auteurs ont utilisé l'approche multi-échelle du module maximum suivi d'un seuillage sur les multiples échelles trouvées [40]. Pour déterminer les ondes Q et S, en partant de la position détectée du début et de la fin du complexe QRS, l'auteur cherche les maxima locaux par comparaison à un seuil fixe. Cette approche testée sur plusieurs bases de données a obtenu une sensibilité S_e de $99,8\%$ pour les QRS crête sur MIT-BIH base de données d'arythmie [41].

Ji-Le Hu et al.[42] présentent une autre approche pour la détection du complexe QRS, dont une version améliorée a été publié [43] pour résoudre les cas présentant un problème de changement important dans le positionnement des points caractéristiques du signal ECG. Dans cette approche multi-échelle morphologique, l'algorithme réalise une opération de filtrage passe bande pour supprimer le bruit, suivie d'une opération différentielle et d'une accumulation des amplitudes ce qui donne un nouveau signal avec une distinction du complexe QRS.

Partant de la délimitation du complexe QRS, l'algorithme réalise une détection des pics avec un seuil limité dans une fenêtre prédéterminée à partir de la position du QRS. Les performances de cette approche testées sur des enregistrements sélectionnés dans la base de données MIT-BIH [41], donnent une efficacité de cette méthode et de meilleures performances que la version antérieure [44] en réduisant le positionnement de décalage et augmentant la précision de détection des complexes QRS.

En 2008, Arzeno et al [45], ont proposé une analyse algorithme de détection du complexe QRS. Avant d'obtenir la dérivée première du complexe QRS, le signal ECG est filtré avec un filtre passe bande à fenêtre Kaiser avec une bande passante de $8Hz\,à\,20Hz$ pour éliminer la ligne de base liée à la respiration des patients et les bruits de hautes fréquences (artéfacts). La dérivation du signal ECG crée un décalage et des passages par zéro dans la localisation des pics de R. Ainsi, une transformation (la transformée de Hilbert) est nécessaire pour corriger le décalage provoqué par la dérivée et pour créer une enveloppe du signal facilitant la localisation des pics R.

La quatrième opération de cet algorithme, est un seuillage variable déterminé automatiquement en fonction de la valeur efficace au carré (RMS) du segment de données. Ces types d'algorithmes sont plus adaptés à une application en temps réel car ils évitent l'intervention humaine pour la détermination du seuil. Les performances de ces algorithmes testés sur la base de données Arrhythmia MIT-BIH, donnent une plus grande précision de détection avec une sensibilité $S_e = 99,68\%$ et une précision de la prédiction de la localisation avec un taux$P^+ = 99,63\%$. Les différentes étapes de cet algorithme sont schématisées ci-dessous (figure 3.6) :

Chouhan et al 2008 [46], ont présenté un nouveau algorithme pour la détection du complexe QRS qui utilise la pente pour distinguer le complexe QRS des segments non-QRS au

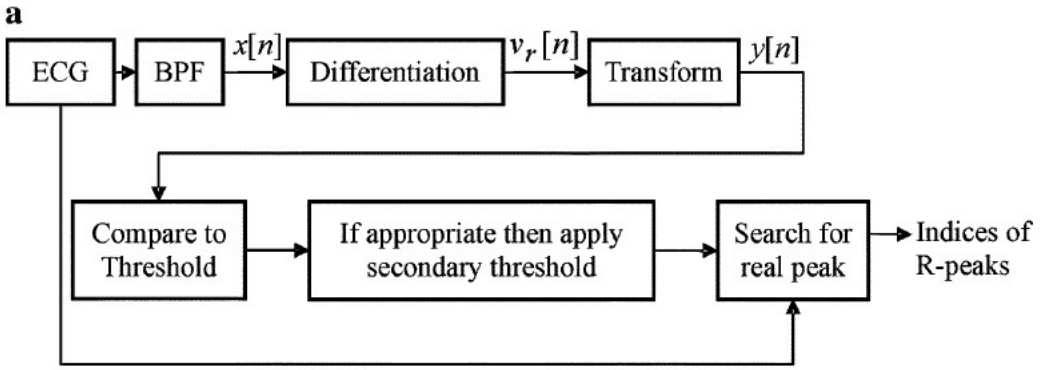


FIGURE 3.6 – Ce schéma bloc présente le principe de base de l'algorithme développé par Arzeno et al. [45] pour la détection du complexe QRS. L'ECG est filtré par un passe bande de $8Hz$ à $20Hz$ pour supprimer la ligne de base et les artéfacts, puis dérivé pour localiser les passages par zéro. Pour corriger le décalage les auteurs appliquent la transformée d'Hilbert pour déterminer le signal analytique suivi d'un seuillage dynamique pour une localisation automatisée des pics R. source : [45].

sein du signal ECG. Après une opération débruitage de l'ECG, l'algorithme extrait automatiquement les pentes détectées (gradient) du signal suivi d'un seuillage pour déterminer les positions des complexes QRS. La performance de cet algorithme testée sur la base de données CSE (J. Jenkins, Ann Arbor Electrogram Libraries : http://electrogram.com/) donne un taux de détection $S_e = 98,56\%$ et de prédictivité positive $P^+ = 99.18\%$.

Quant aux auteurs Yeh et al 2008 [47], ils ont proposé une approche de détection du complexe QRS basée une méthode simple et fiable appelé Opération Différentielle Modale (ODM). Cette approche se compose de deux étapes principales, la détection du pic R dont la position crête permet la détection des ondes Q et S. Cette méthode ne nécessite pas beaucoup de temps de calcul et il est approprié pour l'analyse en temps réel des ECG. Testée sur la base de données Arrhythmia MIT-BIH, elle donne un taux de détection $S_e = 99,59\%$ et de prédictivité positive $P^+ = 99.56\%$.

3.6.3 Etat de l'art de la délimitation des ondes P et T

Pour établir un diagnostic médical, il est important de déterminer d'autres paramètres de l'ECG comme l'intervalle PR, QT, le segment ST et le segment TP. Pour cela, il faut en plus de la détection du complexe QRS, développer des approches de délimitation des ondes P et T en localisant leur début et fin dans le signal ECG.

Les principales approches de délimitation des ondes P et T sont soit une adaptation des algorithmes de détection des complexes QRS soit au contraire des nouvelles techniques indépendamment de la localisation des complexes QRS. Dans la section suivante, nous

présentons quelques algorithmes pour la délimitation des ondes P et T de l'ECG :

Goutas et al. 2005, [48] ont proposé algorithme fondé sur la dérivation d'ordre fractionnaire pour la détection et la segmentation des ondes P et T. C'est une méthode simple à appliquer utilisant un filtrage du bruit haute fréquence et une dérivation du signal. Les caractéristiques du filtre résultant dépendent seulement de deux paramètres : l'ordre négatif fractionnaire (l'intégration fractionnaire) et l'ordre du filtre. La méthode originale testée sur des signaux de la base de donnée MIT/BIH a montré sa capacité à détecter et segmenter les ondes P et T dans le cas des signaux ECG bruités, de faible amplitude P et présentant des ondes inversées [49].

Dans cette approche, deux fenêtres sont définies à droite et à gauche de la position estimée du pic R. Cela permet de chercher et d'estimer les ondes P et T dans une zone limitée en appliquant la loi de différenciation en plus d'un seuillage basé sur les maxima locaux en comparaison avec des seuils définis, ce qui détermine le début et la fin des ondes P et T. Cet algorithme a été validé sur plusieurs segments de la base de données arrhythmia MIH-BIH. Il a montré sa capacité à détecter et segmenter les ondes P et T dans le cas des ECG bruités ou avec des artefacts, lorsque l'amplitude de l'onde P est faible, ou pour des ECG présentanat des ondes inversées [32].

Sun et al. 2005 [50], ont présenté une apprcohe multi-échelle morphologique MMD (Multiscale Morphological Derivative), c'est un algorithme détecteur de singularité basé sur la détection des points de référence de l'ECG (comme les ondes P et T). Après l'étape de pré-traitement de l'ECG, l'algorithme détermine les maxima et minima locaux et utilise un décalage déterminé sur la gauche et la droite du complexe QRS pour la délimitation des ondes P et T. La performance de cet algorithme sur 2500 signaux ECG est résumé dans le tableau suivant :

	début P	pic P	début T	fin T
Sensibilité :$S_e(\%)$	97.2	94.8	99.8	99.6
μ (ms)	9.0	12.8	7.9	8.3
$\sigma(ms)$	9.4	13.2	15.8	12.4

Table 3.4 – Résultats de l'algorithme MMD de Sun et al. 2005. Après une étape de prétraitement du signal ECG, l'algorithme délimite le début et la fin des ondes P et T, après la localisation du complexe QRS il réalise un décalage déterminé sur la gauche et la droite. (Voir la section 3.5.1 sur les critères de localisation). (source : [50])

Lin et al. 2011 [51] ont présenté une méthode de détection des ondes P et T avec une estimation de leur début et fin dans l'ECG. Cette approche tient compte des paramètres comme l'amplitude et la position de ces ondes. Testée sur 1750 signaux ECG de la base QTDB [36], les performances de cet algorithme se résument dans le tableau 3.5 suivant :

Délimitation de l'onde P		Délimitation de l'onde T	
Sensibilité : Se	$99,60\%$	Sensibilité : Se	100%
Début onde P : $\mu \pm \sigma(ms)$	$1,7 \pm 10,8$	Début onde T : $\mu \pm \sigma(ms)$	5,7 ± 16,5
Fin onde P : $\mu \pm \sigma(ms)$	$2,5 \pm 11,2$	Fin onde T : $\mu \pm \sigma(ms)$	2,7 ± 13,2
Pic P : $\mu \pm \sigma(ms)$	$2,7 \pm 8,1$	Pic T : $\mu \pm \sigma(ms)$	0,7 ± 9,6

Table 3.5 – Résultats de l'algorithme Lin et al. 2011 après un test sur 1750 ECG de de la base QTDB. La sensibilité est de 100% pour la délimitation des ondes T et de 99,60% pour la délimitation de l'onde P des ECG. Ces résultats marquent la qualité de cette approche dans la délimitation des ondes P et T des électrocardiogrammes. (Voir la section 3.5.1sur les critères de localisation) source : [51]

Martinez et al. 2004, [52] ont appliqué la même approche basée sur les ondelettes pour la détection du complexe QRS et pour la délimitation et la détection des ondes P et T. Cette approche évaluée sur la base de données QTDB [36] a donné un taux de détection de $98,87\%$ et $99,97\%$ pour la détection respective des ondes T et P. Les résultats sont résumés dans le tableau suivant :

	début P	pic P	fin P	début T	fin T
Sensibilité :$S_e(\%)$	98,87	98,87	98,75	99,97	99.77
$P^+(\%$	91,03	91,03	91,03	97,79	97,79
$\mu \pm \sigma(ms)$	2,0 ± 14,8	3,6 ± 1,9	13,2 ± 12,8	0,2 ± 13,9	-1,6 ± 18,1

Table 3.6 – Résultats de l'algorithme Martinez et al. 2004. La sensibilité de leur algorithme qui est une extension de l'application des ondelettes pour la détection des complexes QRS, est plus intéressante pour délimiter l'onde T avec un taux de prédiction P+ très élevé que pour la délimitation de l'onde P. Ceci s'explique par la faible énergie de l'onde P dans l'ECG, qui est donc difficile à délimiter en présence du bruit. (Voir la section 3.5.1sur les critères de localisation). source : [52]

3.6.4 Conclusion

En conclusion, nous pouvons noter la diversité des méthodes de détection des complexes QRS et de délimitation des ondes P et T du signal ECG. Il est important de préciser que l'évaluation de ces différentes approches a été réalisée sur trois types de bases de données :

1. base de données standard complet [52].
2. sous-ensemble sélectionné d'une base de données standard [42][51][49].
3. signaux simulés ou une base de données spéciale [53].

La majorité des approches appliquées sur la base de données standard donne de très bons résultats pour la détection des complexes QRS avec une sensibilité autour de $99,5\%$ [54][55]. L'extension de ces mêmes algorithmes pour la délimitation des ondes P et T, en exploitant les mêmes concepts de détection que pour les complexes QRS, donnent des taux de délimitation

des ondes P et T de l'ordre de 98% à 99.97%.

La détection des complexes QRS de l'ECG et la délimitation des ondes P et T vont servir à : extraire des informations sur les segments RR, PR, QT, ST, TP du signal ECG, localiser dans le phonocardiogramme des sons B1, B2, B3, B4, séparer la phase systolique de la phase diastolique de l'activité cardiaque. Ces approches donnent des taux élevés de sensibilité et de prédiction. Malheureusement la plupart sont basées sur une opération de différentiation provoquant un décalage temporel de l'information et une altération de la localisation des composantes. Les opérations de débruitage de ces approches risquent de supprimer des informations en les confondant avec du bruit ou lorsqu'il y a une opération de seuillage, de ne pas distinguer les composantes recherchées des signaux cardiaques avec les oscillations pathologiques.

Pour éviter cette délocalisation de l'information ou sa suppression, nous utiliserons des approches de détection locale des ondes P, T et des complexes QRS, que nous exposerons lors de la détection des composantes internes du PCG par synchronisation sur le signal ECG (voir la section 6.2.3 du chapitre 6).

3.7 Les approches de traitement des PCG

Comparé à l'ECG, il y a très peu de publications sur le traitement des phonocardiogrammes, l'extraction automatique de ses caractéristiques, la délimitation de ses composantes. Ceci est lié à la fois à la diversité des cas cliniques qu'ils couvrent et à la faible amplitude du signal PCG qui le rend sensible aux bruits et difficilement exploitable. Les approches de traitement du PCG peuvent être classées en trois axes de recherche :

1. le filtrage des PCG pour supprimer le bruit ou pour isoler certaines composantes du signal
2. la réalisation d'une analyse spectrale ou multiéchelle des PCG
3. la mise en place d'algorithmes qui réalisent : la détection des sons B1 et B2 et leur composantes internes (M1,T1,A2,P2), la localisation des sons B3 et B4 s'ils existent, la localisation et l'identification des insuffisantes cardiaques systoliques ou diastoliques

Souvent, c'est la transformée en ondelettes continue (CWT) ou discrète (DWT) qui est utilisée pour analyser les sons cardiaques normaux et anormaux. Cette technique a donné : une très bonne résolution dans le temps pour les composantes hautes fréquences, la localisation de certaines pathologies cardiaques, une analyse des sons du coeur plus précise que la TFCT (Transformée Courte de Fourier) ou la distribution de Wigner Ville. Malheureusement, la TO reste limitée pour extraite les composantes basses fréquences du PCG et ses résultats dépendent de la fonction analysante utilisée. Dans les sections suivantes nous présentons un état de l'art de ces différentes approches.

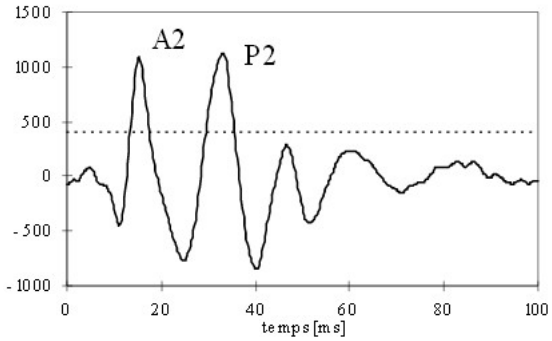


FIGURE 3.7 – Identification des composantes internes A2 et P2 (aortique et pulmonaire) du son B2 physiologique d'un PCG normal.

3.7.1 Analyse spectrale des PCG

Dans son article " Phonocardiogram signal analysis : techniques and performance comparison ", l'auteur Obaidat MS [56], présente une étude comparative entre trois approches d'analyse du phonocardiogramme : TFCT, WD, TO. Le spectrogramme de courte durée à transformée de Fourier (TFCT) ne peut pas détecter les quatre composantes du son B1 du signal PCG, alors que les deux composantes du son B2 sont détectées à tort. Par contre, la distribution de Wigner peut fournir une représentation temps-fréquence des caractéristiques du PCG, mais avec des informations insuffisantes au diagnostic : les quatre composantes du premier son B1 ne sont pas détectées avec précision et les deux composantes du son B2 semblent être une seule composante.

Obaidat MS [56] montre que la transformée en ondelettes est capable de détecter les deux composantes A2 et P2 de B2 pour un PCG normal alors que ces composantes ne sont pas détectables à l'aide du spectrogramme ou la distribution de Wigner Ville. Cependant, l'auteur montre que le spectre obtenu par la transformée de Fourier peut afficher ces deux composantes en fréquence mais n'informe pas sur le retard temporel de P2 sur A2 ou sur l'ordre d'apparition de ces composantes dans le cycle cardiaque, alors qu'elles sont des informations capitales pour établir un diagnostic médical.

3.7.2 Analyse des PCG par spectrogramme

Le spectrogramme d'un PCG est une représentation temps-fréquence du signal réalisée par TFCT, il permet de localiser les sons cardiaques (B1, B2) et leurs composantes internes (A2, P2, M1, T1) [57]. Appliqué sur un cycle cardiaque normale (figure 3.8), le spectrogramme définit le contenu fréquentiel du PCG d'un sujet et localise les murmurs systoliques et diastoliques pour différents cas pathologiques [14][15] [58] (figure 3.9) : insuffisance mitrale dont le spectrogramme montre un contenu fréquentiel dans la gamme $200Hz\,à\,420Hz$, le rétrécissement aortique avec un contenu basse fréquence allant de $93Hz\,à\,280Hz$, l'insuf-

fisance aortique avec une gramme de fréquence de $250Hz$ à $510Hz$ [59][14][60].

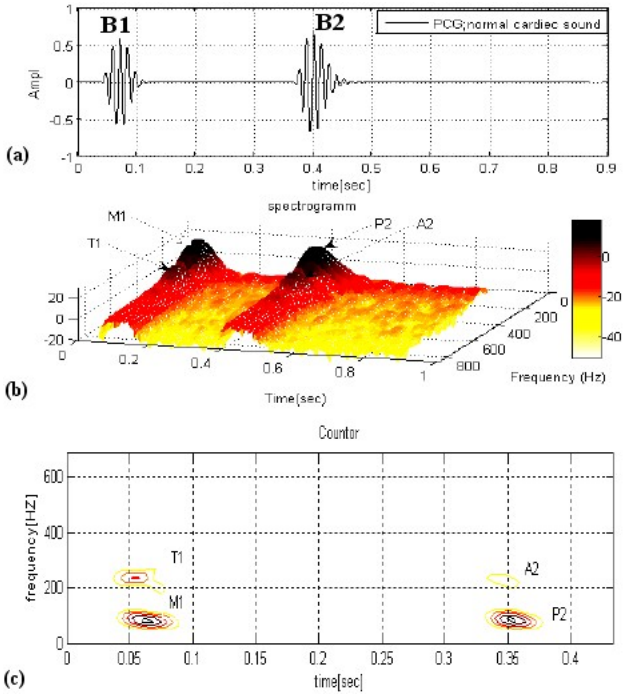
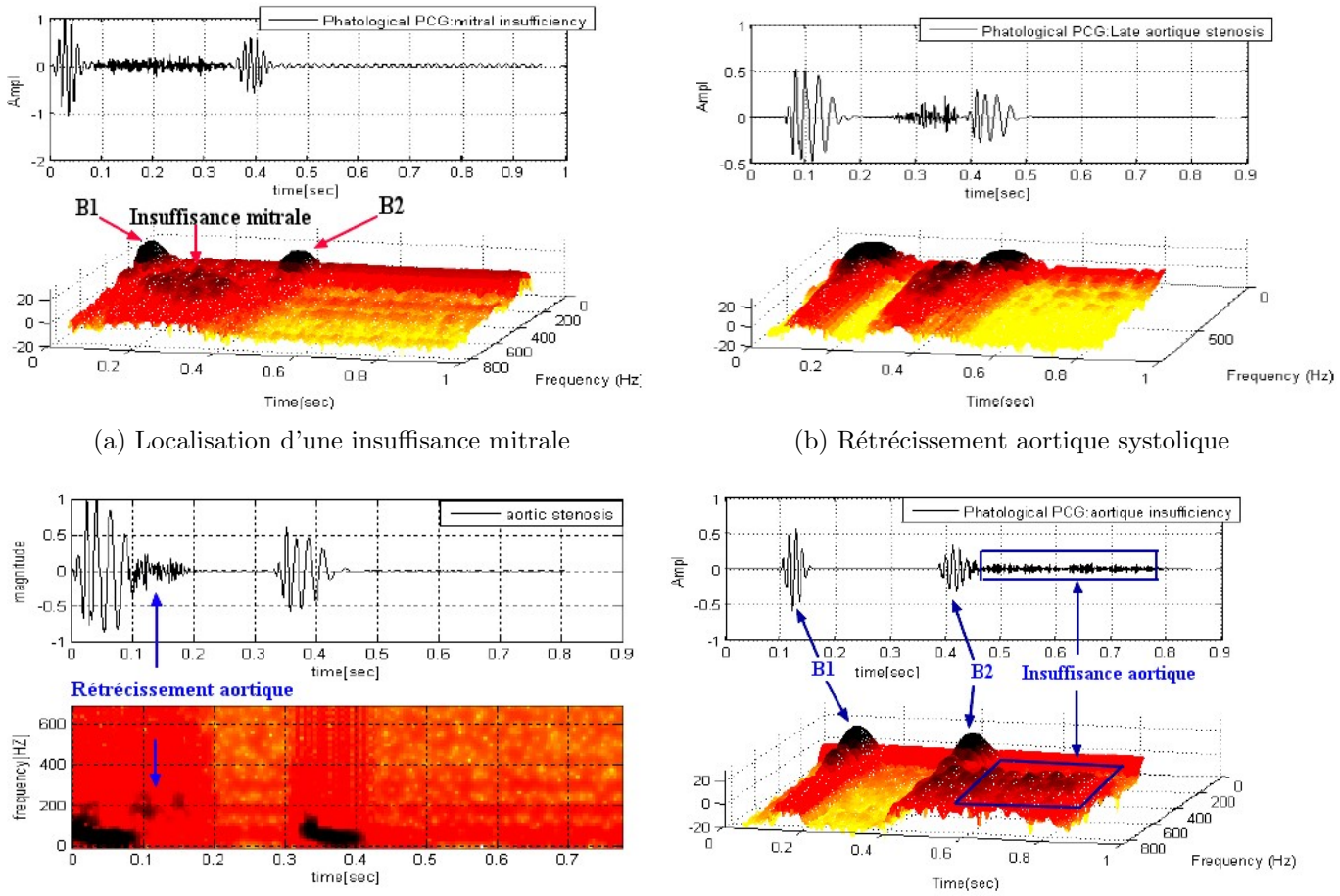


FIGURE 3.8 – Spectrogramme d'un PCG sain : (a) identification des sons B1 et B2 après filtrage du PCG (b) Localisation de B1 et B2 du PCG d'un sujet sain et leurs composantes internes T1, M1, A2, P2 (c) le contour du spectrogramme donne une localisation temps-fréquence des composantes internes des sons B1 et B2 du PCG. source : [57]

Cependant, le spectrogramme des PCG présente une certaine limite liée à la largeur du fenêtrage utilisé, ce qui influence la résolution spectrale des résultats. Il faut trouver un compromis de résolution conjointe temps-fréquence régie par le principe d'incertitude de Gabord-Heisenberg : on ne peut avoir une localisation parfaite des caractéristiques du PCG à la fois en temps et en fréquence. Une fenêtre assez courte permet de cerner des variations non-stationnaires mais avec une faible résolution alors qu'une fenêtre assez large assure une bonne résolution fréquentielle avec une moins bonne localisation des variations non-stationnaires [57].



(a) Localisation d'une insuffisance mitrale

(b) Rétrécissement aortique systolique

(c) Rétrécissement aortique intégré au son B1

(d) Localisation d'une insuffisance aortique

FIGURE 3.9 – Spectrogramme de quelques cas de PCG pathologiques : (a) identification des sons B1 et B2 après filtrage d'un PCG pathologique avec localisation par spectrogramme de la bande fréquentielle d'une insuffisance mitrale. (b) Localisation par spectrogramme d'un rétrécissement aortique. (c) Localisation par spectrogramme d'un rétrécissement aortique collée au son B1. (d) Localisation par spectrogramme d'une insuffisance aortique distolique. source : [57]

3.7.3 Analyse des PCG par la distribution Wigner Ville

L'application de la distribution Wigner Ville (DWV) au phonocardiogramme permet d'obtenir une représentation temps-fréquence, qui, même si elle permet une localisation des sons B1 et B2 du PCG, risque d'altérer le diagnostic médical parce qu'elle introduit des termes d'interférences (figure 3.10a).

Ces termes d'interférences sont liés à la nature oscillatoire du signal filtré et son interaction avec le fenêtrage de la DWV [57]. Il est donc nécessaire d'atténuer ces interférences pour

obtenir une meilleure lisibilité de l'image du plan temps-fréquence. Pour cela l'application de la distribution pseudo Wigner Ville lissée sur le PCG permet de conserver cette représentation temps-fréquence du PCG avec une moins bonne résolution mais avec un filtrage qui élimine ces termes d'interférences (figure 3.10b).

Pour l'analyse des PCG, on se trouve, comme pour tout signal analysé par la DWV, confronté à trouver le bon compromis entre une bonne résolution et une bonne atténuation des termes d'interférences en ajustant les paramètres de fenêtrage de cette distribution.

3.7.4 Analyse multiéchelle des PCG

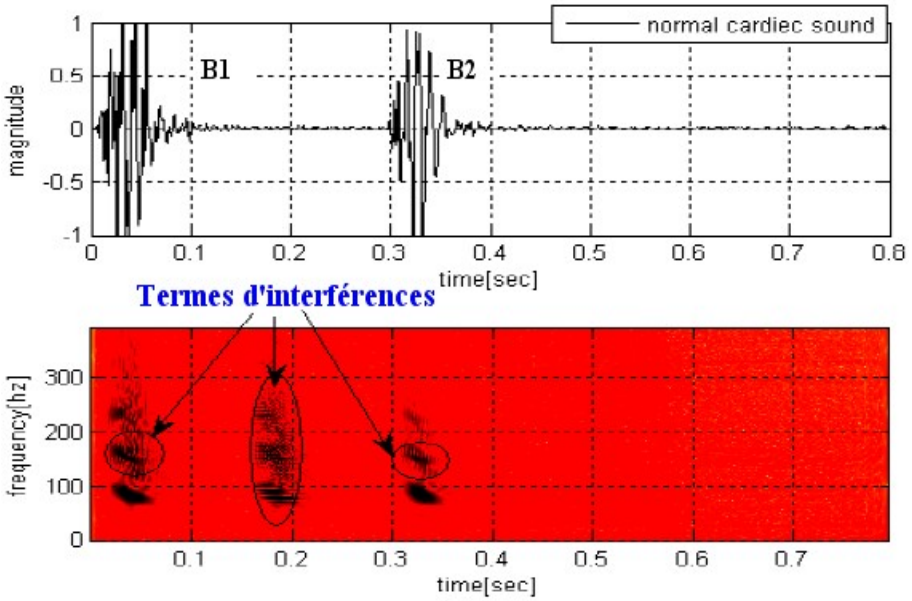
En 2008, Debbal et Bereksi-Reguig, ont présenté une étude comparative de l'application de la FFT et la TO pour l'analyse des PCG normaux et pathologiques. Ils se sont particulièrement intéressés à l'analyse du second son B2 contenu dans le PCG pour extraire à la fois l'oscillation A2 causée par la fermeture de la valve aortique et l'oscillation P2 due à la fermeture de la valvule pulmonaire. Les auteurs ont utilisé l'algorithme de Mallat [61] dont le schéma classique est connu dans la communauté du traitement du signal (figure 3.11), il permet de décomposer le signal PCG en deux bandes : approximations et détails.

Les auteurs ont appliqué sur différents PCG normaux et pathologiques (trois sortes), la transformée de Fourier rapide (FFT) et la transformée en ondelettes continu (CWT) avec une fréquence d'échantillonnage 8kHz , dans une bande fréquentielle linéaire de 1Hz à 500Hz. De ces travaux, le son B2 semble contenir des hautes fréquences dans la gamme [50Hz,300Hz] alors que le son B1 a une bande spectrale de 10Hz à 200Hz.

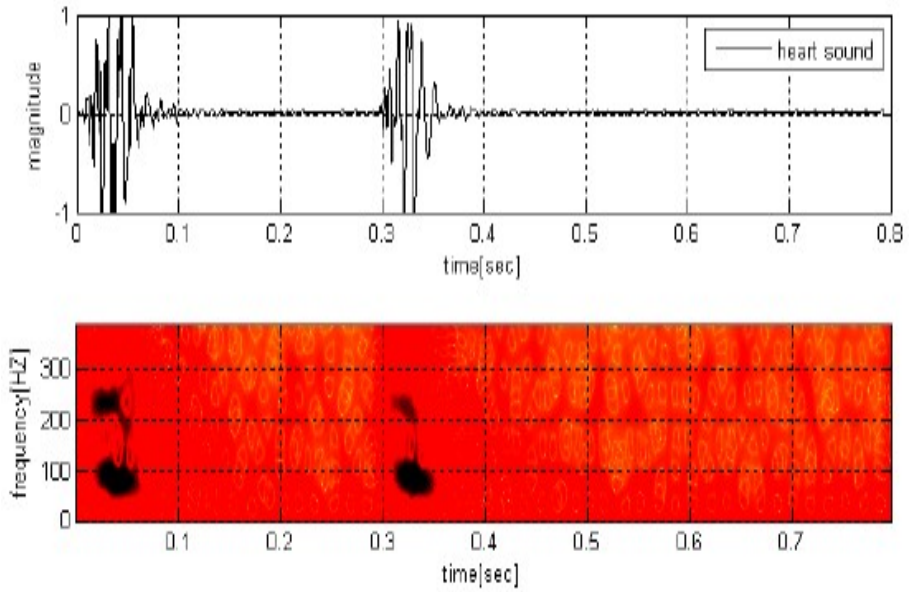
Après séparation et identification des sons B1 et B2 d'un PCG normal, les auteurs Debbal et Bereksi-Reguig ont appliqué la FFT pour déterminer les différents spectres de ces signaux [61] (voir la section 2.4.3 sur le spectre d'un PCG). Pour la composante B2 du PCG (voir la figure de la section 2.4.3), l'application de la FFT permet d'identifier les composantes fréquentielles correspondant à A2 et P2 mais ne détermine pas le temps de retard entre ces composantes et ne peut définir lequel des deux, A2 ou P2, précède l'autre ou même mesurer le temps de retard entre elles. Or, ces paramètres (position et temps de retard) de A2 et P2 sont très importants pour détecter certaines pathologies.

Cette même étude [61] montre que le son B1 est composé de quatre oscillations principales, alors que le son B2 est principalement composé de deux grandes composantes A2 et P2 (figure 3.11c). Ces résultats confirment ceux obtenus par l'analyse spectrale réalisée par la FFT avec l'avantage de pouvoir mesurer facilement le temps de retard entre A2 et P2 ($\triangle\ t = 13ms$ dans le cas du PCG normal) et de préciser leur ordre d'apparition. Avec cette approche, les auteurs Debbal et Bereksi-Reguig, ont réalisé l'identification et la reconnaissance des sons B1 et B2 d'un PCG normal ou pathologique avec :

1. L'utilisation de la transformée en ondelettes discrète (DWT) en tant que technique de filtrage facilitant la localisation et l'identification des meilleurs " Split " de B2.

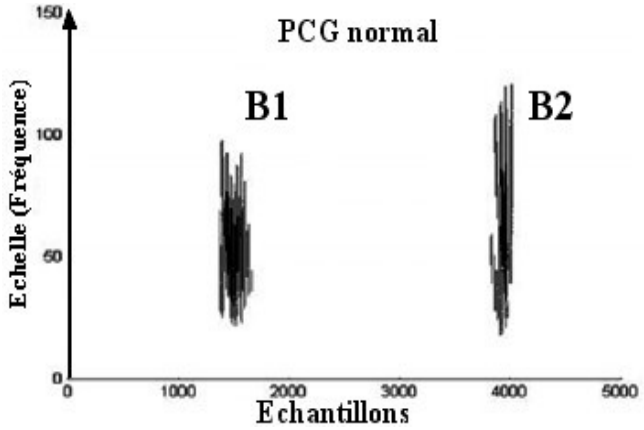


(a) Représentation temps-fréquence d'un PCG filtré pour un sujet sain. La DWV introduit des interférences qui n'existent pas dans le signal initial.

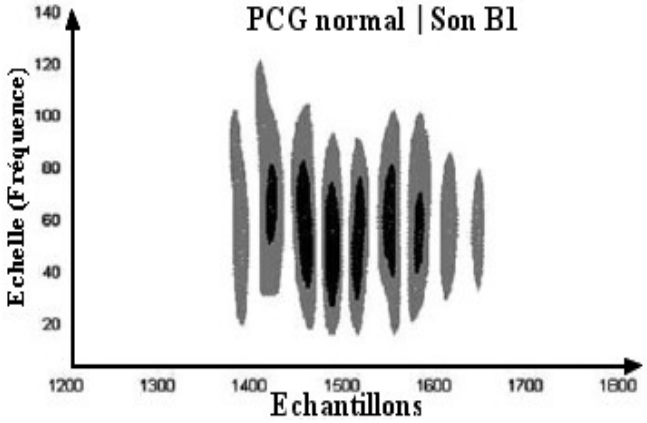


(b) Représentation temps-fréquence du même PCG par la distribution Wigner Ville lissée (DWVL). Les interférences ont été supprimées.

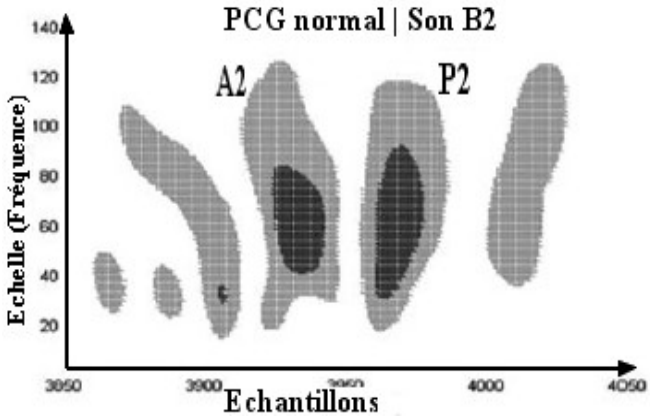
FIGURE 3.10 – Pour le même PCG sain, la représentation temps-fréquence par la distribution WVD fait apparaître des interférences qui peuvent être interprétées comme des pathologies cardiaques, alors que la WVD lissée permet de supprimer ces interférences tout en conservant la localisation des sons B1 et B2, ce qui n'altère pas le diagnostic médical. source : [57]



(a) Composantes B1 et B2 du PCG pour un patient normal



(b) Son B1 du PCG



(c) Son B2 du PCG

Figure 3.11: Représentation temps-fréquence obtenue par DWVL, d'un PCG normal et ses composantes B1 et B2 : (a) l'étendue fréquentielle des composantes B1 et B2 du PCG d'un patient normal est de 25 Hz à 130 Hz, B1 est une composante plus courte dans le temps que le son B2, (b) les oscillations du son B1 sont plus concentrées et se situent de 40Hz à 90Hz, (c) les oscillations du son B2 sont plus identifiables avec l'identification de A2 et P2. (source : [61])

2. L'utilisation de la transformée en ondelettes continue (CWT) pour identifier les composantes A2 et P2 de B2 et mesurer le " Split " (le décalage temporel A2P2) des PCG normaux ou pathologiques.

L'inconvénient d'une telle approche est l'influence de l'ondelette mère. Des tests avec différentes ondelettes ont été réalisés pour déterminer la mieux adaptée pour l'analyse de tel ou tel PCG [62]. Les auteurs de cette étude ont montré que :

- La DWT est un outil puissant de filtrage, de séparation et d'identification des composantes internes du son B2 et des différents souffles dans le PCG.
- L'ondelette " db " (Daubechies) est la plus appropriée car elle présente des oscillations très similaires à celles de signaux PCG analysés. L'ordre de l'ondelette dépend de la pathologie à détecter : la " d7 " pour le cas d'un phonocardiogramme normal, la " d6 " pour le cas d'un PCG pathologique comme la sténose mitrale, alors que la " d3 " et " d4 " sont plus adaptées lors des pathologies liées au passage inter-auriculaire du sang.

L'inconvénient d'une telle approche est de devoir connaître au préalable des informations médicales sur le PCG à traiter. Cela correspond à la situation de patients déjà hospitalisés ou pour la confirmation d'un premier diagnostic mais elle reste inadaptée à la détection de pathologies en cas d'urgence ou sur les lieux d'un accident.

3.8 Détection des sons du PCG

Pour déterminer des pathologies cardiaques, la plupart des algorithmes de diagnostic automatisé utilisent l'ECG comme signal synchrone. Ils sont basés sur la segmentation temporelle comme une étape de prétraitement pour extraire les cycles successifs cardiaques car les phonocardiogrammes sont souvent altérés par l'environnement d'enregistrement, par les capteurs d'acquisition et d'autres bruits physiologiques. La sensibilité du PCG aux bruits impose des opérations de filtrage.

Les travaux de recherche sur la détection et la délimitation des composantes ou sons du PCG peuvent être classés en deux catégories :

1. La localisation automatique ou semi-automatique des caractéristiques des PCG en particulier les sons B1 et B2. Pour cela, différentes approches ont été utilisées dont les plus marquantes : la détection de l'enveloppe du PCG en utilisant un filtre passe-bas ou la transformée de Hilbert, ou en prenant l'ECG comme signal de référence à partir de la localisation de ses caractéristiques comme le complexe QRS, les ondes P et T.

2. L'utilisation des techniques du traitement du signal (FFT, TO, WVD, TH..) pour l'identification, la classification et l'analyse des différentes caractéristiques du PCG, pour extraire des informations médicales comme le " split " du B2, permettant d'identifier des pathologies cardiaques et aider à l'établissement d'un diagnostic médical. Dans ces travaux (Obaidat 1993, Jing et al. 1995, Debiais et al. 1997, Tovar-Corona et Torry

1998) [56, 63], le choix de l'approche la plus adaptée est déterminant. La fréquence instantanée (SI) a été également proposé comme une mesure utile pour caractériser dans le temps la teneur en fréquence du PCG afin de distinguer entre plusieurs maladies valvulaires (Yoshida et al. 1997, Sharif et al., 2000).

3.8.1 Détection automatique

Iwata et al. (1980) ont mis au point un algorithme de détection des sons B1 et B2 du PCG en fonction des caractéristiques fréquentielles du PCG évaluées par des méthodes de prédiction linéaire. Ils déterminent le spectre du PCG par la FFT pour définir les composantes fréquentielles marquantes, sélectionnent des zones du signal PCG, calculent la FFT correspondante et comparent le résultat obtenu avec le spectre globale du PCG.

Contrairement à l'approche développée par Iwata et al. basée sur les caractéristiques fréquentielles des sons B1 et B2. Baranek et al (1989), considèrent que les principaux évènements du cycle cardiaque peuvent être observés par l'analyse de l'enveloppe du PCG sans la nécessité de réaliser une analyse fréquentielle, et que l'enveloppe du signal peut être extraite soit par filtrage passe-bas soit avec la transformée de Hilbert (TH) [64].

Liang et al. (1997) ont proposé un algorithme qui utilise l'enveloppe du PCG, qui est calculée en utilisant l'énergie de Shannon pour détecter des pics des sons B1 et B2. Par la suite, Liang et al (1998) ont proposé une amélioration de leur algorithme en utilisant les valeurs quantifiées du spectrogramme du PCG.

Gamero et Watrous (2003) ont proposé un modèle de Markov (HMM), une fonction d'approche probabiliste pour modéliser la pression systolique et les durées d'intervalle diastolique, qui sont ensuite utilisées pour détecter la présence de B1 et B2. En 2004, Reed et al. ont proposé une approche basée sur les modèles détectant la présence de bruits cardiaques majeurs. Ils modélisent l'occurrence de B1 et B2 par une paire d'impulsions qui sont convoluées avec une fonction de transfert pour produire B1 thoracique et B2 sur la poitrine.

En 2005, Hult et al. ont proposé une approche basée sur les ondelettes pour détecter la présence d'oscillations de faible amplitude et de basse fréquence, l'objectif principal était la localisation du son B3.

L'avantage de ces techniques basées sur la segmentation du PCG ou la détermination de son énergie ou son enveloppe est de pouvoir automatiser la détection des signatures du phonocardiogramme sans recours à l'ECG comme signal de référence. Par contre, cette approche pose le problème de la faible amplitude des sons B1 et B2 qui sont parfois noyés dans le bruit de fond ou les murmures, ce qui complique leur détection dans l'enveloppe énergétique du PCG. Il est donc nécessaire de précéder ces approches par une opération de débruitage sans délocalisation ou suppression des composantes du PCG.

3.8.2 Détection à l'aide de la synchronisation par ECG

Lehner et Rangayyan (1987) ont proposé un algorithme de segmentation du PCG en utilisant l'électrocardiogramme (ECG) et le pouls carotidien du même patient comme référence, l'ECG est utilisé comme signal de synchronisation pour l'analyse du PCG. Dans leur algorithme, le début de B1 est estimé à l'apparition du pic R de l'ECG alors que le début du son B2 est estimé à la fin de l'onde T de l'ECG. Cette approche nécessite une détection du complexe QRS et des pics R (voir 3.6.2), des ondes P et T (voir 3.6.3) de l'ECG de référence pour pouvoir caler les emplacements des différentes caractéristiques du PCG et permettre la localisation temporelle des sons et autres oscillations pathologiques.

En 1995, pour détecter les sons B1 et B2, Haghighi-Mood et Torry ont développé un algorithme qui permet de suivre l'évolution de l'énergie dans une certaine bande de fréquence du PCG. Ils ont utilisé l'ECG comme signal de synchronisation pour isoler les cycles cardiaques dans le PCG. L'inconvénient majeur de cette opération est de devoir traiter deux signaux en même temps, ce qui nécessite du matériel supplémentaire qui pourrait ne pas être facilement disponible et prolonge le temps de traitement pour établir un diagnostic médical d'urgence. Une erreur de localisation ou d'identification d'une caractéristique de l'ECG peut aussi altérer celle recherchée sur le signal PCG.

3.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons rappelé les approches spectrales ou multi-échelles les plus utilisées dans le traitement des signaux cardiaques. Les outils basés sur la transformée de Fourier donnent une information fréquentielle sur les composantes des signaux cardiaques mais sans localisation temporelle de leurs caractéristiques, ce qui limite leur intérêt médical.

Quant aux approches basées sur la transformée en ondelettes, elles donnent une meilleure analyse des signaux cardiaques et permettent la localisation des oscillations A2 et P2 du son B2 du PCG : c'est important pour le diagnostic cardiaque. Cependant, elles imposent des critères de choix d'une ondelette mère adaptée aux informations à extraire : le type de pathologies à détecter, une connaissance au préalable d'informations des signaux cardiaques à traiter. Cette connaissance peut être accessible dans le cas d'une hospitalisation ou pour une confirmation d'un premier diagnostic mais elle est difficilement accessible en cas d'urgence.

Le spectrogramme et la DWV lissée semblent offrir une meilleure image temps-fréquence des signaux cardiaques sans les termes d'interférences mais ils ne permettent pas de mesurer certaines caractéristiques médicales comme le "Split" du PCG ou le complexe QRS de l'ECG. Ces outils nécessitent au préalable un filtrage des signaux cardiaques.

Dans le chapitre suivant, nous présentons la décomposition modale empirique (EMD) qui présente l'avantage de réaliser une décomposition des signaux cardiaques sans un préalable de débruitage, sans faire intervenir une fonction externe ni une opération de fenêtrage. L'EMD

fournit les fonctions modales du signal des hautes fréquences vers les basses fréquences sans délocalisation des caractéristiques médicales des signaux cardiaques.

Chapitre 4

La décomposition modale empirique (EMD)

4.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à la Décomposition Modale Empirique (EMD) et à la description de la Transformée de Hilbert Huang (THH), une approche temps-fréquence développée par Huang et al.[65].

L'objectif de ce chapitre est d'expliquer le principe de l'EMD, une approche que nous avons choisi pour la décomposition des signaux cardiaques que nous étudions, car elle permet d'extraire les composantes temporelles des signaux en oscillations (IMF). Contrairement à l'analyse spectrale basée sur la transformée de Fourier, l'EMD permet de décrire et de localiser de manière instantanée les phénomènes fréquentiels.

Après une présentation des motivations qui ont conduit au choix de l'EMD pour le traitement des signaux cardiaques réels, nous expliquerons son principe, son critère d'arrêt et d'estimation, et nous la comparons aux approches d'analyse spectrale et multi-resolution pour mettre en lumière ses avantages et ses limites.

En dernier lieu, nous monterons l'importance d'associer l'EMD à la TH pour détecter l'enveloppe des signaux cardiaques et pour la détermination de leurs fréquences instantanées et nous l'appliquerons pour le débruitage des électrocardiogrammes et des phonocardiogrammes.

4.2 Motivation

En général, les méthodes d'analyse des signaux, comme le spectrogramme ou la distribution de Wigner Ville (WVD), sont basées sur la TF qui est une méthode d'analyse limitée aux signaux stationnaires et donnent une analyse globale et non locale des signaux. De ce fait, ces méthodes héritent de la TF certaines limites. Par exemple dans le cas de la WVD, la

présence de termes d'interférences nuit à l'extraction d'informations dans les représentations réalisées et à l'interprétation du signal étudié.

La TF ou les ondelettes nécessitent l'intervention d'une fonction de base comme l'ondelette mère : d'où l'intérêt de choisir une décomposition adaptée au signal, ne faisant intervenir des fonctions externes et permettant d'obtenir une représentation temps-fréquence du signal étudié. Partant de ces contraintes, Huang et al. [65] ont proposé l'EMD qui décompose de manière adaptative un signal en une somme de composantes oscillantes. Combinée avec la TH, l'EMD permet une estimation de la fréquence instantanée de chaque composante (IMF). Alors, la connaissance de ces modes permet de connaitre le contenu fréquentiel du signal.

La décomposition par EMD d'un signal $s(t)$ montre que les composantes sont classées localement des plus hautes fréquences aux plus basses fréquences. Les premiers modes présentent les oscillations les plus rapides et les derniers modes présentent les oscillations les plus lentes. On peut considérer que l'EMD se comporte comme un banc de filtres auto-adaptatifs et automatiques. On peut donc utiliser l'EMD comme outil de débruitage des signaux.

4.3 La décomposition modale empirique EMD

L'EMD est une décomposition locale, itérative, adaptative. Elle est basée sur un processus appelé tamisage (sifting) permettant de décomposer le signal en IMF qui sont des signaux de moyenne nulle chacune. L'extraction des IMF est un processus non-linéaire, mais leur recombinaison pour la reconstruction exacte du signal initial est linéaire [66, 67].

4.3.1 Principe de l'EMD

Le principe fondamental de l'EMD est de décrire localement les oscillations d'un signal comme une succession de contributions d'oscillations rapides (hautes fréquences) vers des oscillations plus lentes (basses fréquences) [68, 18].

Illustrons cela sur l'exemple suivant d'un signal $s(t)$ composé de deux oscillations (figure 4.1) : une rapide c'est la fonction détails $d(t)$ et une autre lente c'est la fonction approximation $a(t)$.

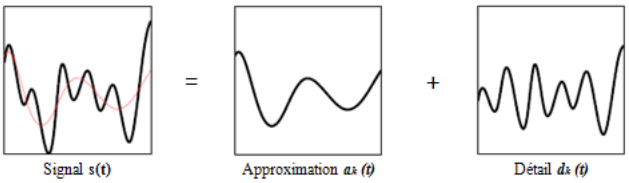


FIGURE 4.1 – L'EMD sépare les oscillations lentes des oscillations rapides d'un signal. Les oscillations rapides (hautes fréquences) sont des détails du signal et les oscillations lentes (basses fréquences) sont ses approximations [67, 69].

Pour obtenir le mode suivant, il suffit de soustraire l'oscillation la plus rapide du signal original et de réitérer le processus sur le résidu. C'est une combinaison finie d'oscillations, ce qui nous amène à la relation suivante :

$$s(t) = d(t) + a(t) \tag{4.1}$$

Après n décompositions, le signal peut s'écrire :

$$s(t) = \sum_{j=1}^{n} IMF_j(t) + r(t), \qquad (n\epsilon\mathbb{N}^*) \tag{4.2}$$

Avec :
- $IMF_j(t)$ est la $j^{ème}$ oscillation,
- $r(t)$ est le résidu de la décomposition
- n est le nombre de modes (IMF).

L'EMD est entièrement pilotée par les données du signal et adaptée à celui-ci : d'où le nom de fonction modale intrinsèque (IMF) dont l'idée est de décrire un signal $s(t)$ suivant ses différents modes d'oscillations naturelles.

Comme n est un nombre entier fini, si on additionne toutes les IMF_j ainsi que le résidu $r(t)$, on reconstruit linéairement le signal original sans perte ou déformation de l'information initiale. Bien que l'EMD soit une approche non linéaire, la reconstruction du signal initial, à partir de ses modes, est linéaire [65].

4.3.1.1 Définition de l'IMF

Une IMF (fonction modale intrinsèque) est une fonction qui doit avoir les caractéristiques suivantes :

1. Une moyenne nulle

2. Entre un minimum et un maximum successif, l'IMF passe par zéro

3. Avoir un comportement oscillant de type AM-FM (modulation en amplitude et en fréquence)

La dernière condition suppose que l'$IMF_j(t)$ du $j^{ème}$ mode, peut s'écrire sous la forme :

$$IMF_j(t) \approx a_j(t).e^{i\varphi_j(t)} \tag{4.3}$$

avec :
- $a_j(t)$: l'amplitude de l'enveloppe de l'IMF_j
- $\varphi_j(t)$: la phase de l'IMF_j

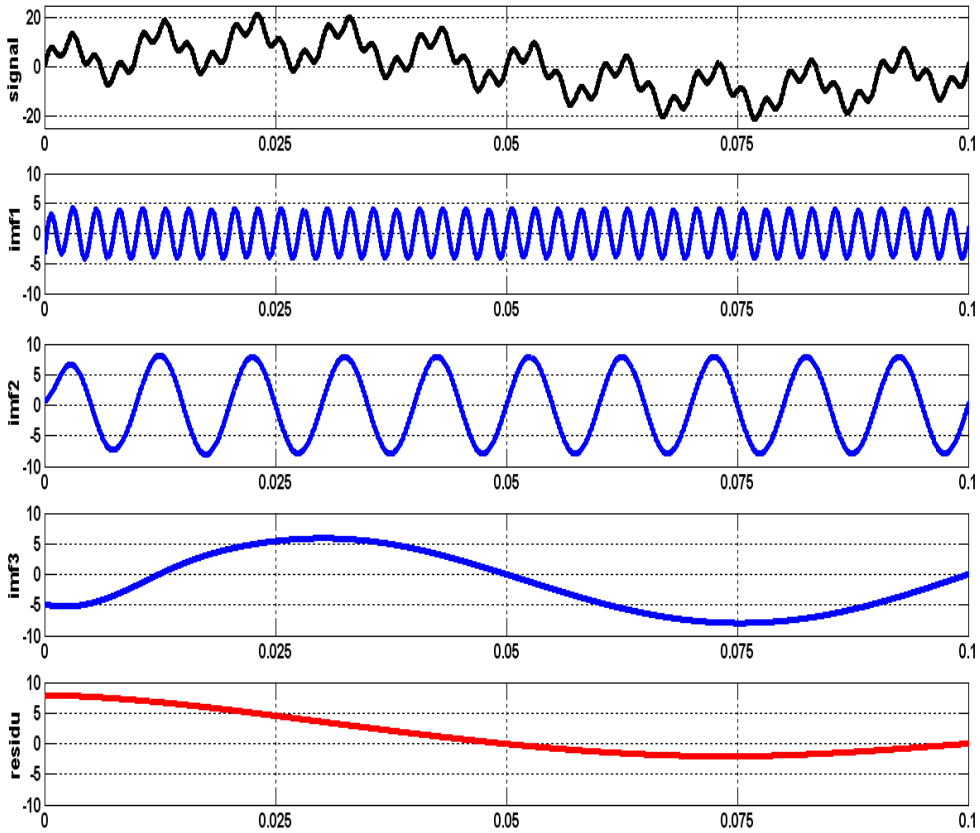


FIGURE 4.2 – Illustration de la décomposition par EMD des oscillations d'un signal synthétique modulé en amplitude et en fréquence. Ces composantes sont placées des hautes aux basses fréquences avec un résidu lié à des limites de la décomposition par EMD.

Soit le signal théorique $s(t)$ constitué de 1024 échantillons avec la somme de trois sinusoïdes (lente, moyenne, rapide) d'amplitudes respectivement ($A_1 = 10; A_2 = 8; A_3 = 4$) et de fréquences ($f_1 = 10Hz; f_2 = 100Hz; f_3 = 400Hz$) dont l'expression est :

$$s(t) = 10sin(2\pi f_1 t) + 8sin(2\pi f_2 t) + 4sin(2\pi f_3 t) \tag{4.4}$$

La figure 4.2 illustre la décomposition par EMD de ce signal en trois IMF : la composante la plus rapide 400Hz dans l'IMF_1, la composante moyenne 100 Hz dans l'IMF_2 et la composante lente 10Hz dans l'IMF_3. La présence du résidu non nul traduit une erreur d'estimation entre le signal théorique initial et ses composantes.

Finalement, l'objectif initial de l'EMD est de réaliser une décomposition temporelle en signaux mono-composante (IMF) (figure 4.2) pour calculer leurs fréquences instantanées FI

(la dérivée de la phase instantanée $\varphi_j(t)$) et leurs amplitudes instantanées AI ($a_j(t)$). C'est la connaissance des FI de ces IMF qui permettra d'établir une représentation temps-fréquence.

4.3.1.2 Algorithme EMD

L'EMD est basée sur un processus de tamisage (sifting process) dont les étapes de son algorithme sont définies comme suit [70] :

Algorithme 4.1 Présentation des différentes étapes de l'algorithme EMD (détection des enveloppes du signal et le calcul de leur moyenne, extraction par soustraction des composantes oscillantes IMF du signal jusqu'au résidu, avec un critère d'arrêt prédéfini de l'algorithme EMD).

---

1. Etape 1 : Fixer un seuil ε, $j \leftarrow 1$ ($j^{ème} IMF$) (souvent $0.2 \leq \varepsilon \leq 0.3$)
2. Etape 2 : $r_{j-1}(t) \leftarrow s(t)$ ($résidu$)
3. Etape 3 : Extraire l'IMF_j :
   - (a) $h_{j,i-1}(t) \leftarrow r_{j-1}(t)$, $i \leftarrow 1$ (i, itération de la boucle de sifting)
   - (b) Extraire les maxima et minima locaux de $h_{j,i-1}(t)$
   - (c) Calculer l'enveloppe supérieure $E_{sup(j,i-1)}(t)$ et inférieure $E_{inf(j,i-1)}(t)$ par interpolation (splines cubiques par exemple)
   - (d) Calculer l'enveloppe moyenne : $m_{j,i-1}(t) \leftarrow \frac{(E_{sup(j,i-1)}(t)+E_{inf(j,i-1)}(t))}{2}$
   - (e) Mettre à jour : $h_{j,i}(t) \leftarrow (h_{j,i-1}(t) - m_{j,i-1}(t))$, $i \leftarrow i+1$
   - (f) Calculer le critère d'arrêt (par exemple) : $SD(i) = \sum_{i=1}^{N} \frac{|h_{j,i-1}(t)-h_{j,i}(t)|^2}{(h_{j,i-1}(t))^2}$, ($N$: nombre d'échantillons du signal)
   - (g) Décider : répéter l'étape (b) à (f) tant que $SD(i) \geq \varepsilon$ et affecter $IMF_j(t) \leftarrow h_{j,i}(t)$ ($j^{ème} IMF$).
4. Etape 4 : Mettre à jour le résidu : $r_j(t) \leftarrow r_{j-1}(t) - IMF_j(t)$ jusqu'à ce que le nombre d'extrema dans $r_j(t)$ soit inférieur à 2.
5. Etape 5 : 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.

N est le nombre d'échantillons du signal $s(t)$ et "$\leftarrow$" est l'opérateur d'affectation.

Le processus d'extraction des IMF est terminé lorsque le résidu ne contient plus d'extremum. Cela signifie que le résidu $r(t)$ est une fonction monotone qui correspond à la dérive ou tendance du signal initial $s(t)$ [70]. L'estimation des IMF repose sur une méthode récursive : ses composantes sont obtenues les unes des autres par soustractions successives.

4.3.1.3 Critère d'arrêt

Comme l'indique l'algorithme précédent (4.1), le processus de l'EMD est composée de deux boucles :

- La première (boucle de tamisage) permet d'extraire l'IMF, ce qui détermine l'échelle de l'EMD (niveau de profondeur de la décomposition)
- La seconde permet de vérifier que l'$IMF_j(t)$ correspond aux critères d'une IMF (une moyenne nulle, l'IMF passe par zéro entre un minimum et un maximum successif, avoir un comportement oscillant de type AM-FM)

La boucle de tamisage est pilotée par un critère d'arrêt (étape 3g), noté $SD(i)$ [65] :

$$SD(i) = \sum_{t=0}^{N} \frac{|h_{j,i-1}(t) - h_{j,i}(t)|^2}{(h_{j,i-1}(t))^2} \tag{4.5}$$

Ce critère d'arrêt du tamisage repose sur l'obtention d'une fonction $h_{j,i}(t)$ symétrique et de moyenne nulle (définition d'une IMF) : il permet de mesurer l'écart quadratique entre deux étapes consécutives de tamisage. Le test d'arrêt est validé lorsque la différence entre deux tamisages consécutifs est inférieure à un seuil prédéfini ε : $SD(i) < \varepsilon$ (étape 3g) avec $0.2 \leq \varepsilon \leq 0.3$.

Le choix de ces valeurs extrêmes de ε est généralement lié aux deux contraintes suivantes [65] :
- si le seuil prédéfini ε est trop élevé, l'EMD ne permet pas de séparer correctement les différents modes présents dans le signal.
- si le seuil prédéfini ε est trop petit, on risque d'avoir un phénomène de sur-décomposition du signal avec des IMF d'amplitudes quasi constantes, modulées par une unique fréquence.

Pour ces deux raisons, un autre critère local $\sigma(t)$ a été introduit par Rilling et al. [66] [71] et il est défini comme suit :

$$\sigma(t) = \left| \frac{m_{i-1}(t)}{E_{sup(j,i-1)}(t) - E_{inf(j,i-1)}(t)} \right| \tag{4.6}$$

Ce critère de tamisage, définit trois conditions pour que $h_i(t)$ soit une IMF :
- La différence (en valeur absolu) est ≤ 1 entre le nombre de zéros et le nombre de maxima de $h_i(t)$. Cette condition impose qu'une IMF doit être une fonction oscillante autour de zéro (entre un maximum et un minimum, il doit y avoir un zéro).
- $\sigma(t) \leq \theta_1(t), \quad (\forall t)$
- $\alpha \leq t.\sigma(t) \leq \theta_2(t) \;\; avec: \; \theta_1 = 0.05$, θ_2=$10\theta_1$, α=0.05[66]

Pour conclure, un critère d'arrêt trop strict conduit à un nombre important d'itérations pour extraire une IMF et à un trop grand nombre de modes (sur-décomposition du signal) alors qu'un critère trop large peut aboutir à une sous-estimation du nombre de modes.

4.3.1.4 Orthogonalité de l'EMD

L'équation 4.2 montre que l'EMD décrit le signal $s(t)$ comme une somme finie de composantes IMF_j, qui sont obtenues par la différence entre le signal $s(t)$ et sa moyenne locale $m(t)$.

Pour reconstituer le signal intial $s(t)$, il serait intéressant que l'EMD du signal en question soit une décomposition orthogonale. Cette caractéristique exprimée par la relation suivante :

$$\langle IMF_m | IMF_n \rangle = 0, \ \ (\forall m \neq n) \tag{4.7}$$

Pour estimer l'orthogonalité des composantes, on utilise l'indice d'orthogonalité [65] :

$$IO_{i,j} = \frac{\langle IMF_i | IMF_j \rangle}{\|IMF_i\| \, \|IMF_j\|}, \ \ \forall (i,j) \tag{4.8}$$

$$IO_{i,j} = \frac{\sum_n IMF_i(t_n).IMF_j(t_n)}{\sqrt{\sum_n IMF_i^2(t_n)}\sqrt{\sum_n IMF_j^2(t_n)}}, \ \ \forall (i,j) \tag{4.9}$$

Avec IMF_i et IMF_j, deux composantes du signal $s(t_n)$.

En calculant l'orthogonalité d'une IMF_i donnée (une composante) avec toutes les autres composantes (IMF_j), sans prendre en compte le résidu, nous calculons une matrice d'orthogonalité de l'EMD qui est symétrique et de diagonale unitaire (car pour $i = j$ on obtient $IO_{i,j} = 1$).

IO	IMF1	IMF2	IMF3
IMF1	1	0.027	-0.0028
IMF2	0.027	1	-0.0188
IMF3	-0.028	-0.0188	1
	Io_{emd}	0.0853	

TABLE 4.1 – Calcul de la matrice d'orthogonalité du signal synthétique (4.4) avec un indice d'orthogonalité de l'EMD, Io_{emd} largement inférieur à 1 : il est donc possible de reconstituer le signal initial à partir de ses IMF. On peut parler de l'EMDI (EMD Inverse).

La table 4.1 représente la matrice d'orthogonalité du signal synthétique $s(t)$ [4.4]. L'indice global d'orthogonalité Io_{emd}, est défini avec l'expression suivante [72, 73, 65] :

$$Io_{emd} = \sum_n (IO_{i,j})^2 \ \ avec : (1 \leq i \leq n, \, 1 \leq j \leq n) \tag{4.10}$$

Lors d'une décomposition par EMD, la faible valeur de l'indice global d'orthogonalité Io_{emd} indiquera que la décomposition est satisfaisante. Dans le cas contraire, l'EMD ne sera pas adaptée à la décomposition du signal en question. On note pour le cas de la décomposition du signal synthétique [4.4] (voir la figure 4.2), l'indice d'orthogonalité est :

$$Io_{emd} = 0.0853 \tag{4.11}$$

Dans le cas de la décomposition du signal synthétique (4.4) par EMD, l'indice d'orthogonalité Io_{emd} est largement inférieur à 1. Il est donc possible de reconstituer le signal initial à partir des composantes IMF obtenues par la décomposition modale.

Nous avons mesuré l'indice global d'orthogonalité Io_{emd} pour des signaux cardiaques réels (CARDIAGS SASDatabase), dont le Tableau 4.2 résume quelques essais sur des cas pathologiques et saints. Les valeurs mesurées sont inférieures à 1, il est donc possible de reconstituer les signaux cardiaques réels, pathologiques ou pas, à partir de leurs composantes IMF obtenues par la décomposition EMD. Nous avons remarqué que les signaux pathologiques ont un indice global d'orthogonalité supérieur à celui des signaux cardiaques des patients saints, les enregistrements de cette catégorie de patients, contiennent plus de composantes que les patients saints, il faut donc extraire davantage d'informations médicales et la nécessité d'un temps de calcul plus élevé pour l'exécution de l'algorithme EMD.

Référence	5d2b21b8	727edd83	a73ff6e6	b9497b00	b503532f
Io_{ECG}	0.1399	0.2879	**0.6805**	0.3173	**0.5838**
Io_{PCG}	0.1833	0.1689	0.1788	0.1678	**0.6323**

$Moy(I_O)$
0.401
0.266

TABLE 4.2 – Exemple de valeurs de l'indice global d'orthogonalité des signaux cardiaques réels (10 signaux issus de CARDIAGS SASDatabase). Les valeurs mesurées sont inférieures à 1, il est donc possible de reconstituer le signal initial enregistré à partir de ses IMF réalisées par l'EMD. Et les cas pathologiques (I_O en rouge dans le tableau) présentent un indice global plus élevé (supérieur à la moyenne $Moy(I_O)$), il faut donc extraire davantage d'informations médicales et un temps plus élevé pour l'exécution de l'algorithme EMD.

4.3.1.5 Filtre auto-adaptatif

Comme nous l'avons présenté précédemment, l'EMD décompose le signal étudié en IMF, des composantes classées localement des plus hautes fréquences aux plus basses fréquences. Cela traduit un comportement en banc de filtres auto-adaptatifs et automatiques de l'EMD et son intérêt pour le débruitage des signaux.

Certaines erreurs liées au principe même de l'EMD altèrent la qualité de la décomposition des signaux.

4.3.2 Les limites de l'EMD

La décomposition par l'EMD présente certaines limites liées à son principe de base qui fait appel au processus de tamisage, l'interpolation pour déterminer les enveloppes supérieures et inférieures, ou à la nature du signal étudié, son échantillonnage. Les erreurs les plus importantes sont associées principalement aux dernières IMF. Cela est manifestement dû aux effets de bords et aux accumulations d'erreurs introduites par l'algorithme de tamisage et l'interpolation (phénomène de Gibbs).

4.3.2.1 L'interpolation

L'interpolation des extrema reste une étape fondamentale dans l'algorithme de l'EMD. Elle permet, lors du tamisage, de déterminer localement les enveloppes supérieure et inférieure de chaque mode et l'extraction de l'IMF correspondante. Le choix de l'interpolation influence la qualité de la décomposition par EMD lors de l'extraction des IMF [17, 74].

Il existe différentes approches pour réaliser l'interpolation d'un signal allant des plus simples dites par collocation (Newton, Lagrange) aux plus avancées, par exemple les splines cubiques, les B-splines, les courbes de Béziers.

De manière générale, l'ensemble des interpolations, et en particulier l'interpolation par "splines cubiques", produisent des résultats satisfaisants avec l'EMD alors que les approches « linéaire » et « escalier» ne sont pas recommandées pour l'estimation des IMF car elles aboutissent à un nombre trop important de modes [65]. De même, l'interpolation cubique produit des oscillations au voisinage de certaines singularités du signal comme les discontinuités ou les points anguleux [69, 65].

Pour finir, l'interpolation des enveloppes supérieure et inférieure nécessaire pour estimer les IMF reste un problème non négligeable [25]. Dans le cadre de nos travaux de recherche sur l'analyse par EMD des signaux cardiaques, nous appliquerons l'interpolation par splines cubiques qui offre un bon compromis entre la qualité de l'interpolation et la simplicité du calcul.

4.3.2.2 Echantillonnage du signal

Pour décomposer un signal $s(t)$ par l'EMD, il est nécessaire d'estimer les enveloppes supérieure et inférieure du signal à partir des extrema, alors que l'estimation de ces mêmes extrema est lié à celui de l'échantillonnage du signal.

Des études ont montré que le processus de tamisage de l'EMD dépend de la discrétisation du signal (travaux de Rilling [67, 69] et de Stevenson [75]). L'idée est de comparer la décomposition par EMD sur un même signal type tone (sinus pur) constitué de 256 échantillons et d'une seule harmonique de fréquence ν, dont l'expression est :

$$s(t) = cos(2\pi n\nu) \tag{4.12}$$

Ce simple exemple montre que lorsque $\nu = 0.05$, la décomposition par EMD correspond bien aux attentes théoriques : elle se limite à une seule IMF_1 représentant une oscillation de fréquence $\nu = 0.05$ et un résidu nul ($r(t) = 0$) (figure 4.3). Mais, lorsque la fréquence est $\nu = 0.038$ pour ce même signal, alors on obtient trois IMF (figure 4.4) et un résidu non nul [67, 69] au lieu d'avoir une seule IMF.

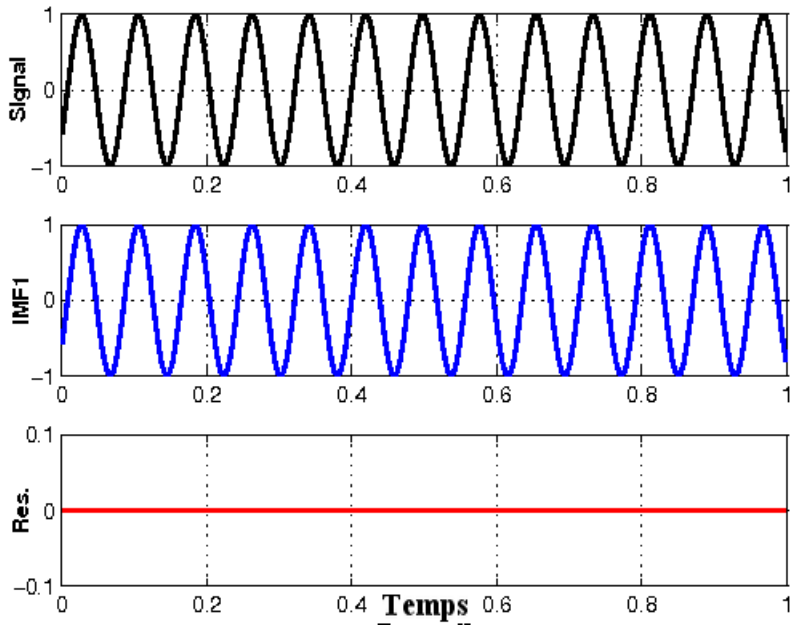


FIGURE 4.3 – L'application de l'EMD à un signal sinusoïdal (4.4) pur avec une fréquence $\nu = 0.05$ conduit à une décomposition en une seule composante (IMF1) et un résidu nul.

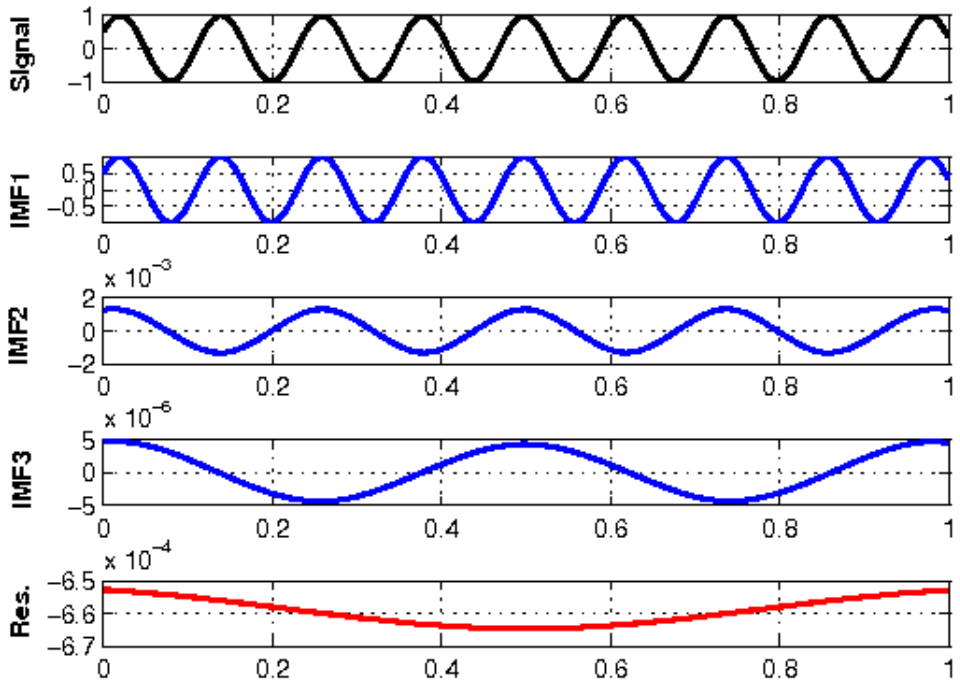


FIGURE 4.4 – L'application de l'EMD au même signal sinusoïdal (4.4) pur avec une fréquence différente $\nu = 0.038$ et contrairement au cas avec $\nu = 0.05$ aboutit à plusieurs IMF avec un résidu non nul. Il y a donc influence de la discrétisation du signal analysé sur la décomposition par EMD.

Les erreurs liées à la discrétisation du signal peuvent induire des modes oscillatoires inexistants dans le signal initial.

4.3.2.3 Les erreurs d'estimation

L'aspect récursif de l'EMD fait que les IMF sont des composantes obtenues les unes des autres par soustractions successives. C'est une forme d'interdépendance modale de la décomposition par EMD dont la conséquence est la propagation d'une erreur d'estimation d'une IMF aux estimations des IMF suivantes.

La première erreur d'estimation est engendrée par l'interpolation des extrema qui doit permettre de déduire la moyenne des enveloppes supérieures et inférieures du signal, notamment aux bornes des intervalles de définition du signal $s(t)$ et qui s'amplifie d'un mode à l'autre. On parle d'un effet de bords présent sur les bornes du signal (phénomène de divergence de Gibbs). La deuxième erreur d'estimation est causée par la récursivité du tamisage de l'EMD qui cumule l'erreur d'estimation des IMF d'un mode à l'autre.

Au niveau j de la décomposition, l'erreur d'estimation modale peut être déterminée en calculant l'erreur relative ε_j entre la composante réelle IMF_{jr} du signal $s(t)$ et sa composante IMF_j obtenue par l'EMD. Elle s'exprime par la relation suivante :

$$\varepsilon_j = \sqrt{\frac{\sum_1^N [IMF_{jr} - IMF_j]^2}{\sum_1^N IMF_{jr}^2}} \tag{4.13}$$

Dans le cas du signal synthétique (4.4), les erreurs relatives ε_j sont données par le tableau ci-dessous (4.3). On peut en déduire de la faible valeur de ε_2 que l'IMF_2 qui est la plus fidèle à la composante initiale $s_2(t)$ alors que la valeur élevée de ε_3 illustre une grande différence entre l'IMF_3 et la composante $s_3(t)$ du signal initial $s(t)$:

ε_1	ε_2	ε_3
1.0764	0.0621	2.0225

Table 4.3 – Pour les trois IMF du signal synthétique analysé (4.4), l'erreur d'estimation modale entre les composantes réelles du signal et ses IMF obtenues par la décomposition EMD est différente suivant le niveau de la décomposition.

Cette expresion demande une connaissance au préalable des composantes initiales du signal avant l'application de l'EMD. Si l'erreur d'estimation est très élevée, la reconstruction du signal initial à partir des composantes IMF de l'EMD (on peut parler d'une EMD inverse : EMDI) donnera un signal recomposé $s_{inv}(t)$ différent du signal initial $s(t)$ et, à l'inverse, si l'erreur d'estimation est faible, le signal reconstruit sera proche voire identique au signal initial si l'erreur d'estimation globale $E(n) = 0$ (4.14).

$$E(n) = \sqrt{\frac{\sum_1^N [s(t) - s_{inv}(t)]^2}{\sum_1^N s(t)^2}} \tag{4.14}$$

On peut parler d'une erreur d'estimation globale $E(n)$ entre le signal initial $s(t)$ et le signal reconstruit $s_{inv}(t)$, soit une comparaison de l'image du signal avec son origine. D'une certaine manière, l'erreur d'estimation nous informe sur l'orthogonalité de l'EMD.

4.3.2.4 Résolution fréquentielle

Les travaux de Rilling et al. [66, 67] étudient la capacité de l'EMD à séparer deux composantes sinusoïdales en fonction du rapport de leur fréquences ν_1 et ν_2. Ils démontrent qu'un signal composé de deux sinusoïdes de fréquences pures ne peut être décomposé en deux modes que si les deux fréquences sont suffisamment distinctes l'une de l'autre. Dans le cas contraire, l'approche considère le signal comme une unique composante modulée en amplitude. La transition entre les deux états est fonction du rapport ν_2/ν_1 entre les deux fréquences [66, 67].

4.4 L'EMD et la représentation temps fréquence

La décomposition d'un signal par EMD, donne une représentation des composantes dans le domaine temporel, mais il est possible d'obtenir une représentation temps-fréquence par la combinaison de l'EMD avec une autre méthode d'estimation de la FI et de l'AI de chacune de ces IMF. C'est le cas de la transformée d'Huang Hilbert (THH).

4.4.1 Décomposition multiéchelle par EMD

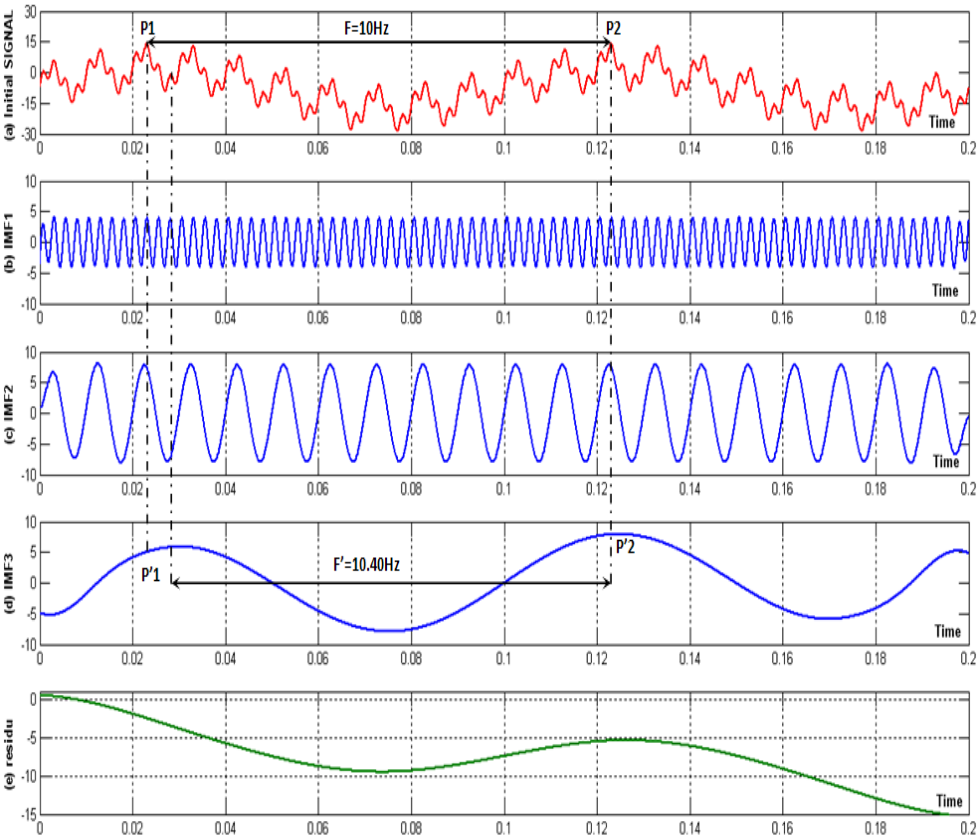


FIGURE 4.5 – Décomposition par l'EMD d'un signal synthétique

Pour matérialiser la décomposition multiéchelle par EMD, on l'a appliquée sur un signal synthétique (fréquence d'échantillonnage $F_e = 10^4 Hz$, nombre d'échantillons $N = 2001$) composé de la somme de trois sinusoïdes de fréquences ($f_1 = 10Hz; f_2 = 100Hz; f_3 = 400Hz$) et d'amplitudes différentes ($A_1 = 10; A_2 = 8; A_3 = 4$) dont l'expression est :

$$y(t) = \sum_{k=1}^{3} A_k sin(2\pi f_k t) \tag{4.15}$$

On obtient trois IMF correspondant aux trois composantes du signal initial en plus du résidu. Ces IMF sont placées par ordre fréquentiel des hautes (IMF1) vers les basses fréquences ($IMF3$), les premières couches correpondent aux détails alors que les dernières couches correspondent aux approximations [figure 4.5].

On peut parler d'une décomposition multiéchelle où chaque IMF_k correspond à un mode à l'échelle k . Ces modes sont étagés des hautes vers les basses fréquences sur une échelle, et contrairement, à la TO, ces composantes ne sont pas séparées en deux catégories indépendantes de fonctions : les approximations et les détails.

4.4.2 L'EMD et les ondelettes

Contrairement aux ondelettes, l'EMD est une approche non-paramétrique qui ne nécessite pas de base de projection. C'est une décomposition temporelle non-linéaire ne faisant pas intervenir une fonction externe (ondelette mère) de base pré-déterminée alors que les résultats avec la TO dépendent du choix de l'ondelette.

L'EMD est une approche locale, itérative, adaptative qui décrit le signal sous forme de composantes oscillatoires locales allant des hautes fréquences vers les plus basses alors que la méthode ondelette est une approche paramétrique qui décrit le signal en deux catégories, les détails et les approximations en les classant des plus basses fréquences vers les plus hautes.

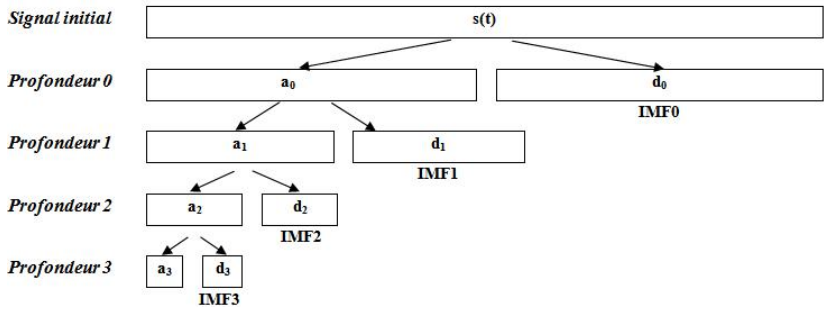


Figure 4.6: La décomposition par EMD d'un signal conduit à un paquet de composantes (IMF) qui définissent des niveaux différents d'analyse et dont on peut faire le parallèle avec l'analyse multiéchelle de la TO.

Pour conclure, l'EMD est une décomposition qui permet d'obtenir une nouvelle description multi-résolution (figure 4.6) et peut s'interpréter en termes de banc de filtres. Elle peut être utilisée dans différents champs d'application :

- le filtrage et le débruitage [70, 76]
- la description temps-fréquence [77]
- la classification de données [78]

– l'extension à l'espace des images [79]

4.4.3 La représentation temps-fréquence

Afin d'obtenir une représentation temps-fréquence à partir de la décomposition de l'EMD, il est nécessaire de l'associer à une approche complémentaire, comme la transformée d'Hilbert (TH), pour pouvoir estimer l'amplitude instantanée AI et la fréquence instantanée FI de chaque IMF. Cette association est basée sur la Transformée de Huang Hibert (THH).

Dans ce qui suit, nous allons rappeler le principe de la TH puis sa combinaison avec l'EMD pour aboutir à une représentation temps-fréquence des IMF.

4.4.3.1 Fréquence instantanée d'un signal analytique

Un signal $s(t)$ est analytique si sa transformée de Fourier $S(\omega)$ est nulle sur les fréquences négatives ($\omega \prec 0$). La partie analytique $S_a(\omega)$ d'un signal réel $s(t)$ est donnée par sa transformée de Fourier [17] :

$$S_a(\omega) = \begin{cases} 2S(\omega) & si\, \omega \geq 0 \\ 0 & si\, \omega \prec 0 \end{cases} \tag{4.16}$$

$S_a(\omega)$ se décompose en module et une phase complexe :

$$S_a(\omega) = TF(a(t)e^{j\psi(t)}) \tag{4.17}$$

La fréquence instantanée FI est la dérivée positive de la phase :

$$FI = \frac{d\psi(t)}{dt} \tag{4.18}$$

– Si le signal $s(t)$ est sinusoïdal de fréquence propre υ, sa fréquence instantanée est $FI = \upsilon$.
– Si le signal $s(t)$ est la somme de deux sinusoïdes de fréquence υ_1 et υ_2, sa fréquence instantanée est la moyenne de υ_1 et υ_2 : $FI = \frac{\upsilon_1+\upsilon_2}{2}$, ce qui ne correspond pas à l'analyse de Fourier. Néanmoins, les signaux analytiques sont des outils précieux de synthèse de signaux possédant un contenu fréquentiel non stationnaire, comme par exemple le signal Chirp.

4.4.3.2 La transformée d'Hilbert (TH)

Pour estimer la fréquence instantanée FI d'un signal réel $s(t)$, on doit déterminer le signal analytique (SA) correspondant (4.7) : on associe au signal initial $s(t)$ une expression complexe $z(t) = [s(t)]$ composée d'une amplitude et d'une phase instantanées, c'est le couple $[a(t), \varphi(t)]$. Le signal s'écrit :

$$s(t) = a(t)cos(2\pi\varphi(t)) \tag{4.19}$$

avec :

– $a(t)$ amplitude instantanée (AI) de $s(t)$
– $\varphi(t)$ phase instantanée (PI) de $s(t)$

On peut donc définir le signal analytique $z_s(t)$ associé au signal réel $s(t)$ sous la forme [80, 66] :

$$z_s(t) = s(t) + jH[s(t)] \tag{4.20}$$

avec $s(t)$ la partie réelle du SA, $z_s(t)$ sa partie imaginaire obtenue à partir d'un filtre linéaire H en quadrature avec $s(t)$. La transformée d'Hilbert $H[s(t)]$ s'écrit :

$$H[s(t)] = y(t) = \frac{1}{\pi}\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{s(\tau)}{(t-\tau)} d\tau \tag{4.21}$$

L'expression (4.21) peut s'écrire sous forme d'un produit de convolution :

$$H[s(t)] = \frac{1}{\pi t} * s(t) \tag{4.22}$$

D'où l'expression du signal analytique $z_s(t)$ de $s(t)$:

$$z_s(t) = s(t) + j\frac{1}{\pi t} * s(t) \tag{4.23}$$

Dans l'espace fréquentiel, le spectre du signal analytique s'exprime :

$$Z_s(\nu) = S(\nu) + j(-jsign(\nu))S(\nu) = 2U(\nu)S(\nu)$$

où $U(\nu)$ désigne l'échelon unité de Heaviside et on note que le spectre de $Z_s(\nu)$ est donc nul pour toutes les fréquences ($v \leq 0$).

Ainsi par construction, les notions d'amplitude et de phase d'un signal réel $s(t)$ non stationnaire sont associées à un unique signal complexe dont le module $|z_s(t)|$ définit l'amplitude instantanée $AI = a(t)$. La dérivée de l'argument $arg(z_s(t)) = \varphi(t)$ définit la fréquence instantanée $FI = v(t)$ qui caractérise un comportement fréquentiel local en fonction du temps [80, 66] :

$$a(t) = |z_s(t)| = \sqrt{s^2(t) + y^2(t)} \tag{4.24}$$

$$v(t) = \frac{1}{2\pi}\frac{d\varphi(t)}{dt} \tag{4.25}$$

$$\varphi(t) = arctan(\frac{y(t)}{s(t)}) \tag{4.26}$$

L'estimation par la transformée d'Hilbert de AI et FI d'un signal $s(t)$ peut-être schématisée par la figure suivante :

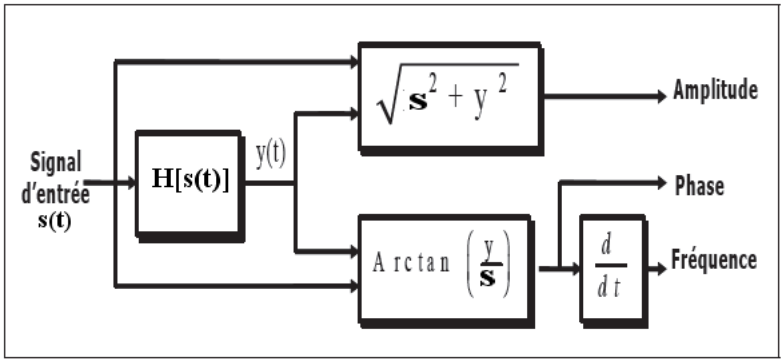


FIGURE 4.7 – Schéma de principe de la TH d'un signal s(t). Après l'obtention du signal analytique $y(t)$ du signal initial $s(t)$, le calcul du module et de l'argument permet de déterminer l'amplitude et la fréquence instantanées du signal.

4.4.3.3 La THH

L'estimation de la FI d'un signal se fait à partir des représentations temps-fréquence obtenues, comme dans le cas de la WVD alors que l'EMD ne permet pas d'obtenir une représentation temps-fréquence : elle ne peut pas fournir la FI du signal analysé. Pour cela on associe l'EMD à la TH, c'est la Transformée de Huang Hilbert (THH).

L'application de l'EMD au signal $s(t)$ permet de le décomposer en différentes oscillations locales $IMF_j(t)$ auxquelles l'application de la TH donne un ensemble de couples $[AI_j(t), FI_j(t)]$ correspondant à chaque $IMF_j(t)$. On obtient finalement une représentation temps-fréquence issue de la THH. Pour résumer, l'analyse par THH d'un signal multi-composantes se déroule en deux étapes : la décomposition temporelle par EMD et l'estimation des FI et AI par la TH (figure 4.8).

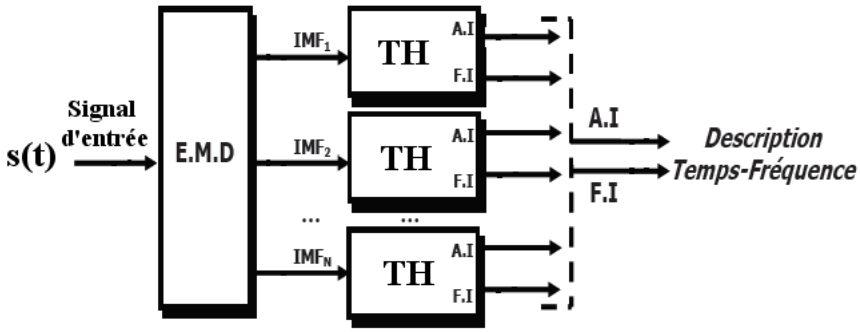


FIGURE 4.8 – Organigramme de la THH qui présente la combinaison de l'EMD à la TH pour réaliser la transformée Huang Hilbert (THH). Au signal initial $s(t)$, on applique l'EMD qui le décompose en différentes oscillations IMF. A chaque IMF_j on applique la TH qui donne un ensemble de couples $[AI_j(t), FI_j(t)]$ correspondant à l'amplitude et la fréquence instantanée de chaque $IMF_j(t)$ pour aboutir à une représentation temps-fréquence du signal $s(t)$.

La THH donne des résultats simulaires aux ondelettes, sans faire intervenir un opérateur de filtrage comme c'est le cas pour la distribution de Wigner-ville pour éviter des phénomènes d'interférences.

Algorithme 4.2 Présentation de l'algorithme de la THH. On applique l'EMD au signal à analyser pour obtenir ses IMF. A chaque IMF, c'est la TH qui donne un ensemble de couples $[AI_j(t), FI_j(t)]$.

1. Application de l'EMD au signal $s(t)$
2. Obtension des $IMF_{1 \leq j \leq imf_{max}}$
3. Application de la TH à chaque $IMF_{1 \leq j \leq imf_{max}}$
4. Obtension des AI de chaque $IMF_{1 \leq j \leq imf_{max}}$
5. Obtension des FI de chaque $IMF_{1 \leq j \leq imf_{max}}$

4.4.3.4 Conclusion

Après la présentation du principe de l'EMD, son intérêt et ses limites, nous montrons dans la section suivante comment nous l'avons appliqué pour le débruitage des signaux cardiaques réels et son efficacité pour la mesure du rythme cardiaque. Dans le chapitre 6, nous montrons comment nous avons appliqué l'EMD dans la détection des signatures cardiaques de l'ECG et du PCG.

4.5 Débruitage des signaux cardiaques par EMD

Dans cette partie, nous montrons l'intérêt d'utiliser l'EMD pour le débruitage des signaux cardiaques, en développant deux critères de sélection des IMF qui sont basés sur la détermination du RMSE modal et la bande fréquentielle de chaque composante. Ces paramètres nous permettrons d'identifier si une composante modale contient des informations ou du bruit. Après la sélection des IMF, nous pourrons reconstituer le signal initial débruité.

4.5.1 Critère de débruitage par EMD

En appliquant l'EMD aux ECG et PCG, on obtient une représentation temps-échelle du signal sous de forme de mode (IMF). Mais l'étendue des variations de la morphologie des signaux cardiaques et l'influence de la nature du bruit impose la nécessité de déterminer un critère de sélection des IMF permettant de conserver les IMFs "utiles" et extraire celles qui représentent le bruit du signal.

Pour cela nous utilons deux critères :

- RMSE modal : l'idée est d'appliquer l'EMD au signal cardiaque étudié s et de déterminer le $RMSE_j$ (4.27) de chaque mode (IMF_j) du signal cardiaque, et de tracer l'évolution

du $RMSE_j$ en fonction de l'ordre des modes IMF_j :

$$RMSE_{1 \leq j \leq imf_{max}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(IMF_j - s)^2}{s^2}} \tag{4.27}$$

– La bande fréquentielle modale : à chaque mode IMF_j du signal cardiaque s étudié, on applique la FFT pour déterminer son étendu fréquentiel. A partir de nos informations sur la gamme fréquentille de l'ECG $[20Hz, 200Hz]$ et PCG $[40Hz, 250Hz]$, on peut déterminer si l'IMF_j obtenue correspond à une information contenue dans le signal cardiaque et dans ce cas il faut les conserver pour réaliser l'EMD inverse et obtenir un signal cardiaque débruité, sinon ces IMF_j correspondent à du bruit qu'il faut supprimer du signal initial.

4.5.2 Débruitage des ECG

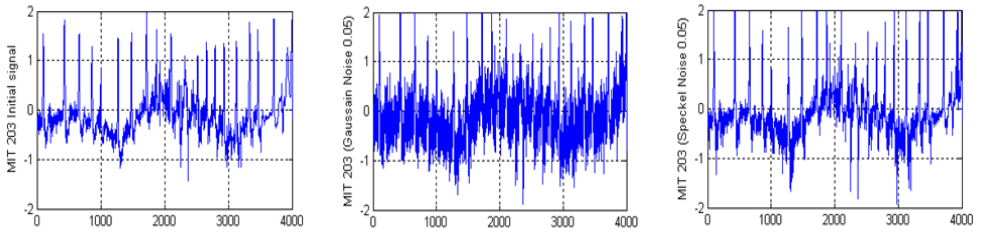
On peut résumer en cinq objectifs l'intérêt de débruitage par EMD des ECG réels :

1. la suppression de la ligne de base et des artefacts
2. la réalisation d'un filtrage passe bande
3. améliorer la mesure du rythme cardiaque avec une meilleure détection des complexes QRS
4. améliorer la précision de la mesure de la variabilité fréquentielle cardiaque
5. rendre exploitable les ondes P et T

4.5.2.1 Influence du type de bruit

A l'ECG réel [MIT 203] (figure 4.9a) qui présente un bruit d'acquisition et une ligne de base liée à la respiration du patient nous avons introduit deux bruits de même variance :

– un bruit gaussien ($\sigma = 0.05$) (figure 4.9b).
– un bruit Speckle ($\sigma = 0.05$) (figure 4.9c).



(a) ECG réel (b) avec bruit additif (c) avec bruit multiplicatif

FIGURE 4.9 – ECG réel et bruité [MIT 203]

En appliquant l'EMD aux trois ECG en question et en déterminant le $RMSE_j$ modal (4.28) de chaque mode (IMF_j), nous avons tracé l'évolution du $RMSE_j$ en fonction de l'ordre des modes IMF_j :

$$RMSE_{1\leq j\leq imf_{max}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(IMF_j - ECG)^2}{(ECG)^2}} \tag{4.28}$$

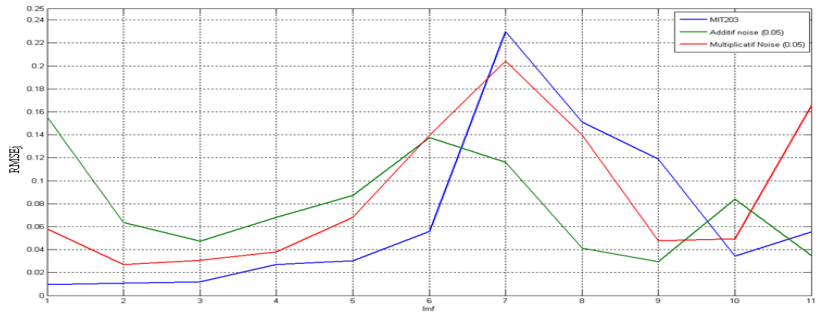
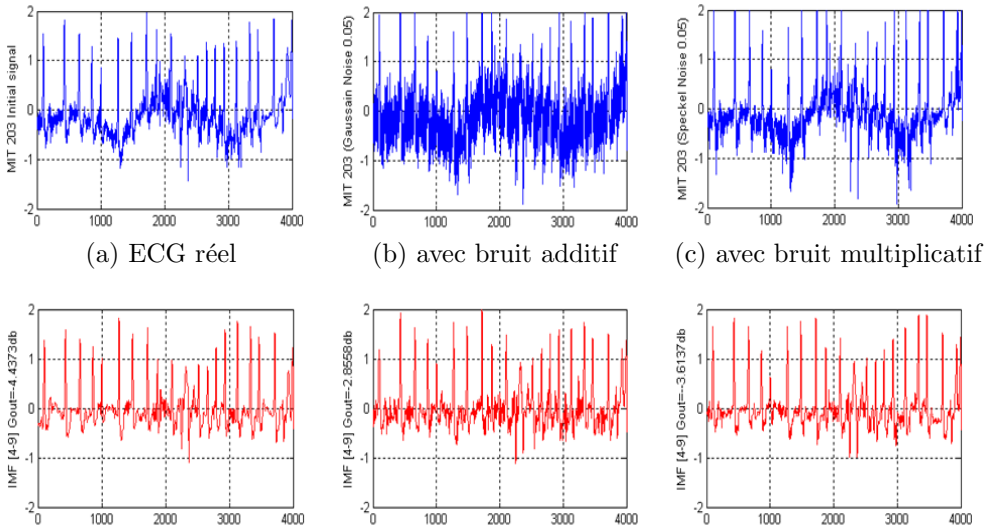


FIGURE 4.10 – $RMSE_j$ modal en fonction de l'ordre des IMF_j

Pour ces trois situations, nous avons un $RMSE_j \geq 0.03$ pour les $IMF_{4\leq j\leq 9}$. Nous appliquons l'EMD inverse en conservant que ces modes $[4 \leq j \leq 9]$ et nous avons les représentations suivantes des signaux avant et après débruitage (figure 4.11) :



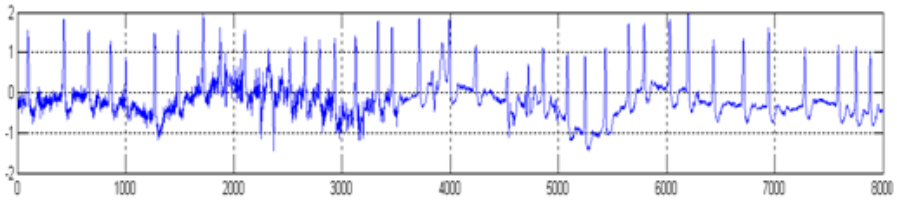
(a) ECG réel (b) avec bruit additif (c) avec bruit multiplicatif

(d) ECG réel débruité (e) Suppression du bruit additif (f) Suppression du bruit Speckle

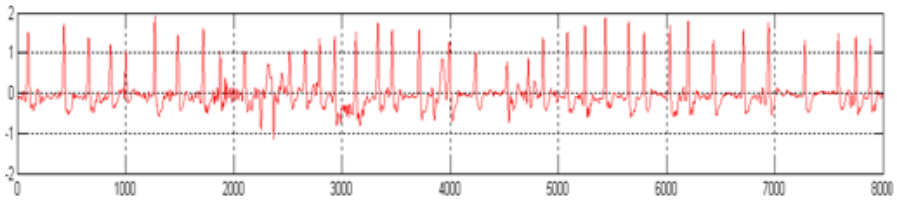
FIGURE 4.11 – Influence de la nature du bruit sur l'ECG

4.5.2.2 Suppression de la ligne de base ou des artefacts

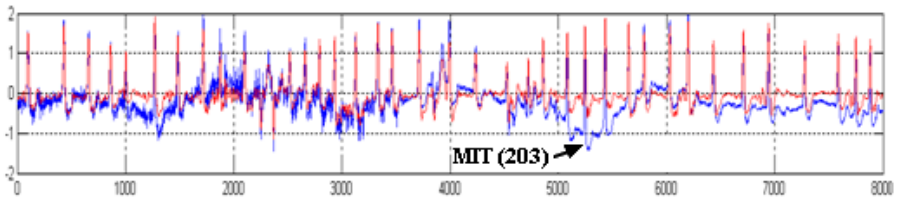
Dans le cas des ECG ayant des artefacts (bruits de fond) ou une ligne de base, nous avons utilisé l'EMD pour supprimer ces oscillations. A l'ECG MIT203 qui présente ces deux défauts nous avons appliqué l'EMD et pour déterminer le RMSE modal (cf. 4.5.1).



(a) ECG initial MIT(203)



(b) ECG reconstitué par ses IMF[4-9]



(c) ECG avant et après débruitage

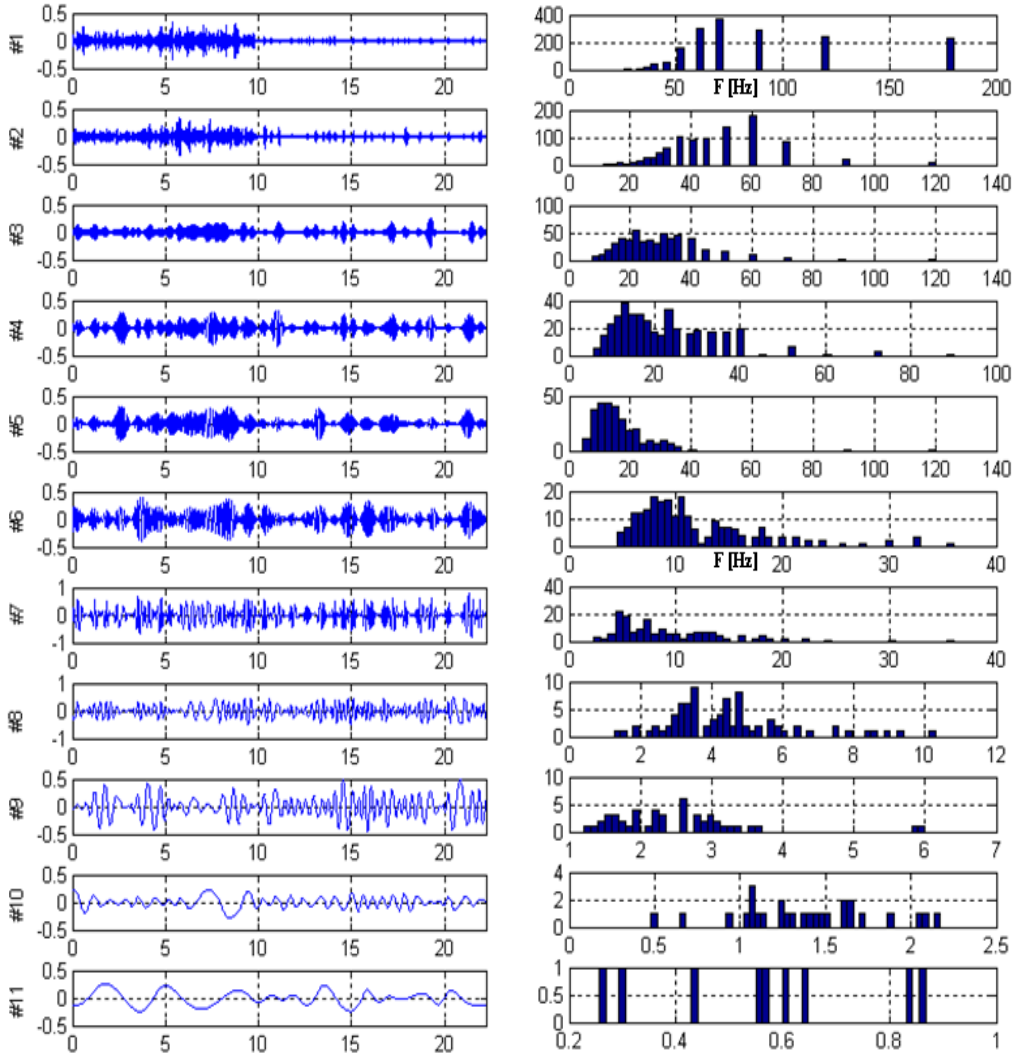
FIGURE 4.12 – Suppression par EMD de la ligne de base et artefacts des ECG

Sur la figure 4.12a on a l'ECG initial avec sa ligne de base et ses artefacts mais près décomposition par EMD et sa reconstitution $\sum_{j=4}^{j=9} IMF_j$ (figure 4.12b) on a supprimé ces bruits sans altération des caractéristiques de l'ECG initial (figure 4.12c).

Avec l'EMD, non seulement, on peut isoler sous forme d'IMF, la ligne de base et les artefacts de l'ECG, mais on peut aussi les supprimer par le biais de l'EMD inverse qui consiste à additioner les IMF conservées ($\sum_{j=4}^{j=9} IMF_j$).

4.5.2.3 Filtrage des ECG

En appliquant l'EMD sur les ECG, on obtient les différentes oscillations qui les composent (figure 4.13a). Le calcul de la répartition des fréquences instantanées (FI) de chaque IMF (figure 4.13b) permet d'avoir une représentation de sa variabilité fréquentielle.



(a) des IMF (b) Répartition des FI

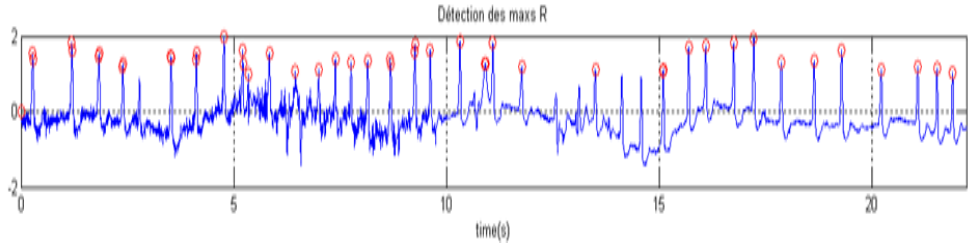
FIGURE 4.13 – Répartition fréquentielle instantanée des modes de l'ECG MIT203

En utilisant le critère de débruitage par EMD basé sur la mesure de la bande fréquentielle modale (cf. 4.5.1), nous avons une répartition fréquentielle dominante qui est supérieure à 40 Hz alors qu'au delà du 10ème mode ($IMF_{j\geq 11}$), la répartition fréquentielle dominante est inférieure à $1Hz$.

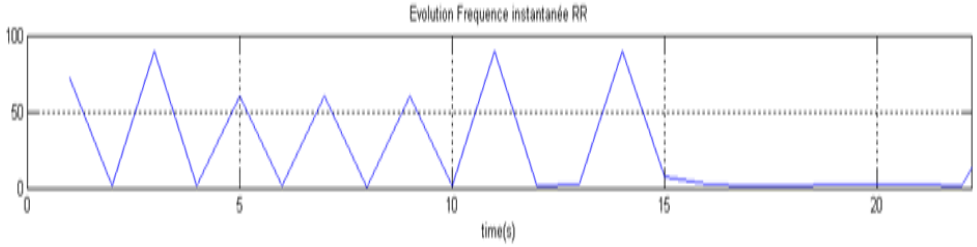
Par analogie avec un filtre passe-bande, nous conservons que les IMF ayant une répartition fréquentielle dominante entre $1Hz\, et\, 40Hz$. En suite nous appliquons l'EMD inverse pour avoir un signal filtré avec une bande passante $[1Hz, 40Hz]$ des fréquences instantanées (FI). Nous réalisons un filtre sélectif des oscillations des ECG en fonction de la bande fréquentielle utile au diagnostic médical.

4.5.2.4 Application à la mesure du rythme cardiaque

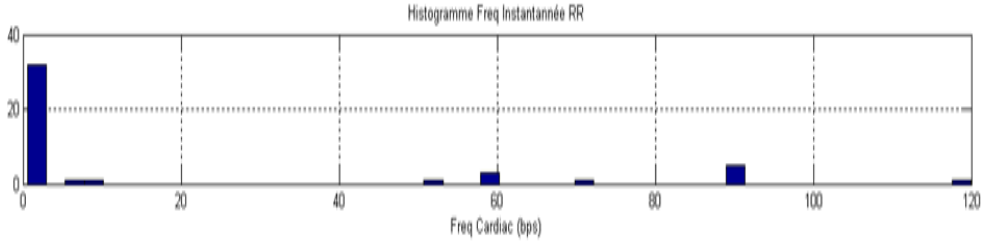
La présence de la ligne de base et des artefacts altère la détection des pics R et la détermination de la mesure du rythme cardiaque comme le montre la figure 4.14a.



(a) Détection des pics R



(b) Localisation des pics RR

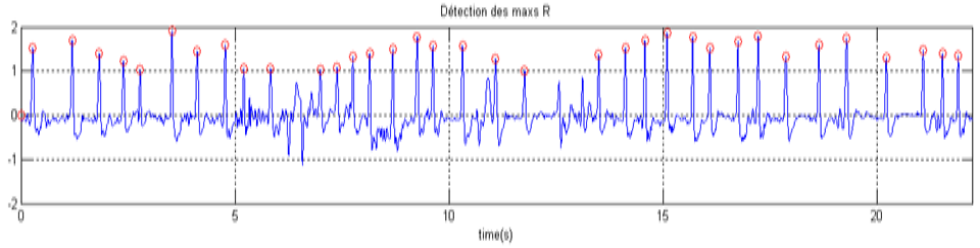


(c) Répartition des FI

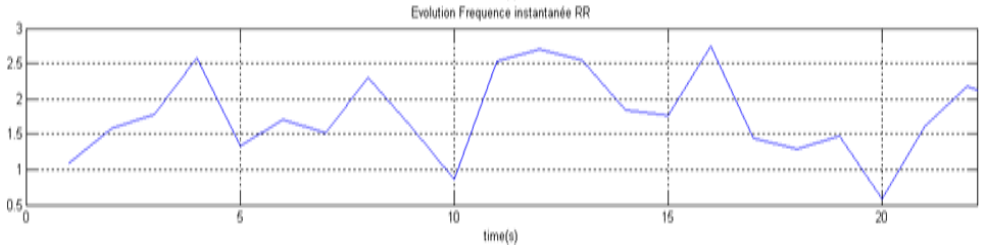
FIGURE 4.14 – Détection des pics R de l'ECG initial (MIT 203) et son rythme cardiaque

Cette irrégularité du rythme cardiaque (figure 4.14a) ce traduit par une dispersion de la répartition fréquentielle (figure 4.14b), et une mesure du rythme cardiaque à $60bpm$ (battements par minute) (figure 4.14c) qui est faussée par la non détection de certains pics R et le dédoublement de certains d'autres (figure 4.14).

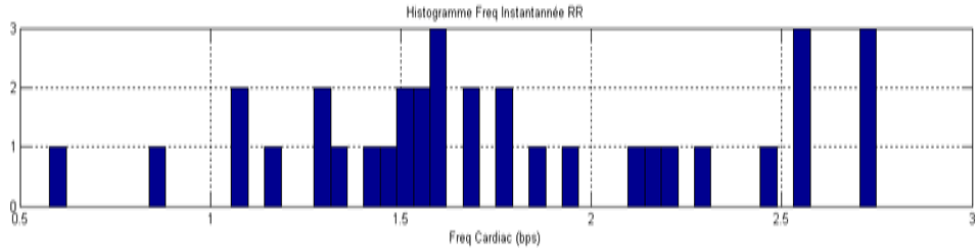
Par contre, une fois la ligne de base est supprimée (cf 4.5.2.2) et avec la reconstitution du signal par l'EMD inverse ($\sum IMF_{4\leq j\leq 10}$), nous réalisons une meilleure localisation des pics R (figure 4.15a), nous mesurons un rythme cardiaque régulier (figure 4.15b) de $90bpm$ (figure 4.15c). Notre application de l'EMD sur ce type d'ECG permet de corriger la mesure du rythme cardiaque.



(a) Détection des pics R



(b) Localisation des pics RR



(c) Répartition des FI

FIGURE 4.15 – Détection des pics R de l'ECG (MIT 203) Filtré et son rythme cardiaque

4.5.3 Débruitage des PCG

La décomposition d'un phonocardiogramme réel (figure 4.16) par EMD, permet d'extraire les différents modes classés des composantes les rapides aux composantes les plus lentes, ce qui permet un débruitage des PCG. Pour cela nous l'avons appliqué sur un PCG réel (Signal brut) issu de CARDIAGS SASdatabase.

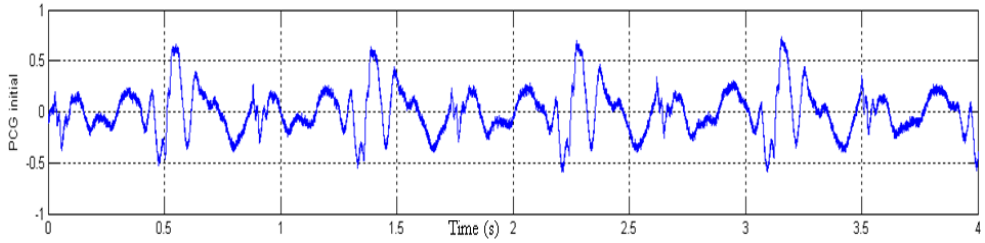
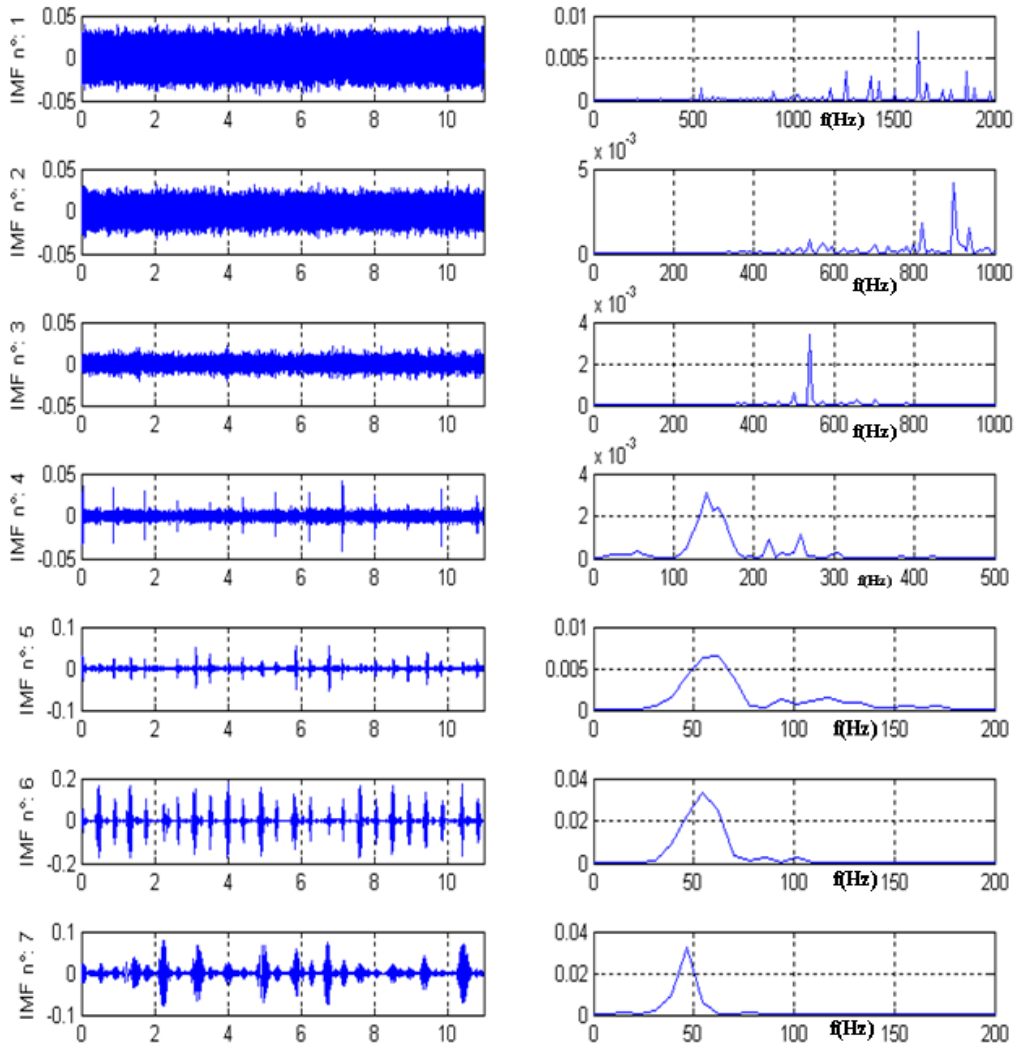


FIGURE 4.16 – PCG réel [CARDIAGS SAS 727edd83hV4]

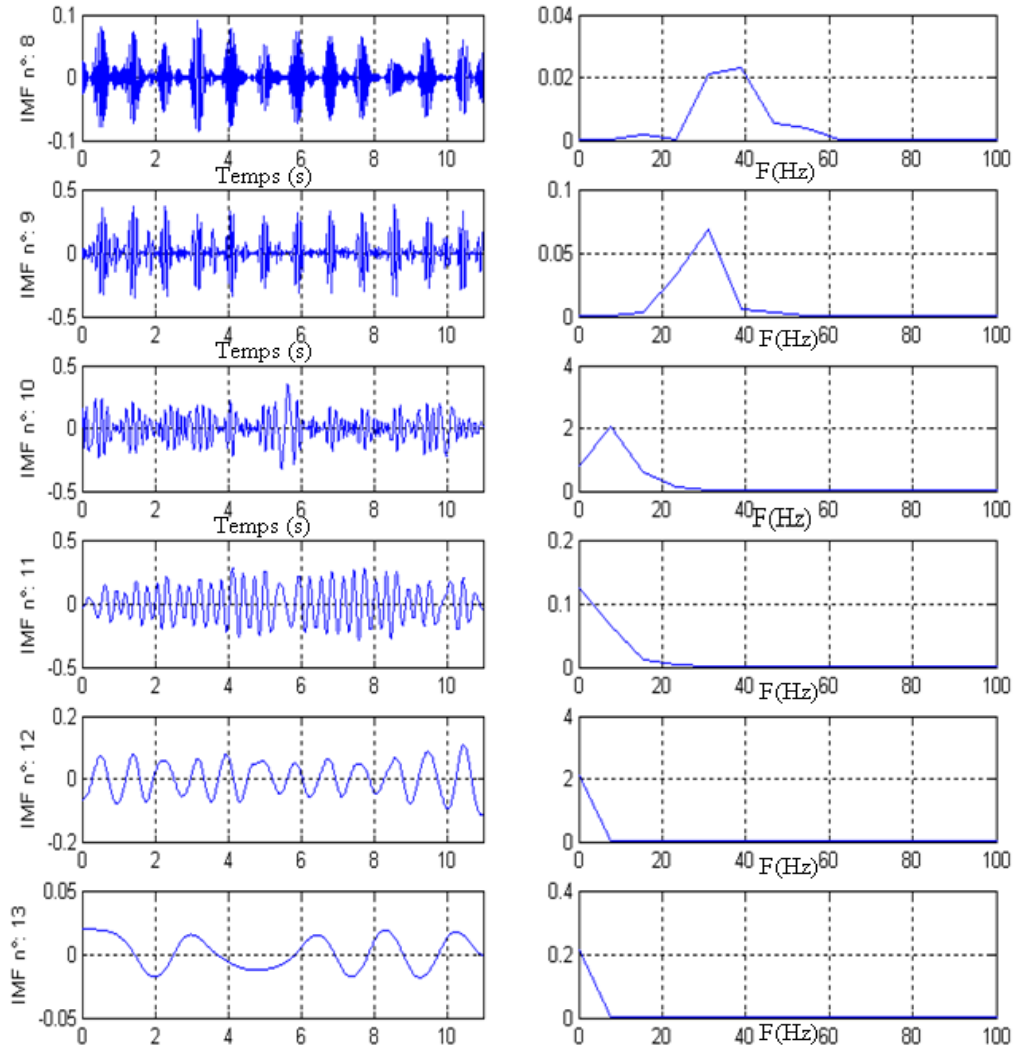
A chaque IMF extraite nous appliquons la transformée de Fourier pour avoir son spectre.



(a) Les $IMF_{1\leq j\leq 7}$ (b) FFT des $IMF_{1\leq j\leq 7}$

FIGURE 4.17 – Les $IMF_{1\leq j\leq 7}$ et leurs Spectres

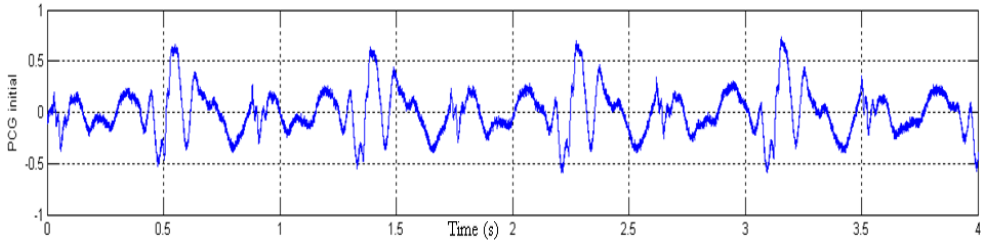
Les trois premières IMF ($IMF_{1\leq j\leq 3}$) ont un spectre avec des fréquences dominantes supérieures à $400Hz$ (figure 4.17b). De même les $IMF_{j\geq 11}$ (figure 4.18a) sont des composantes lentes avec une bande fréquentielle inférieur à $20Hz$ (figure 4.18b).



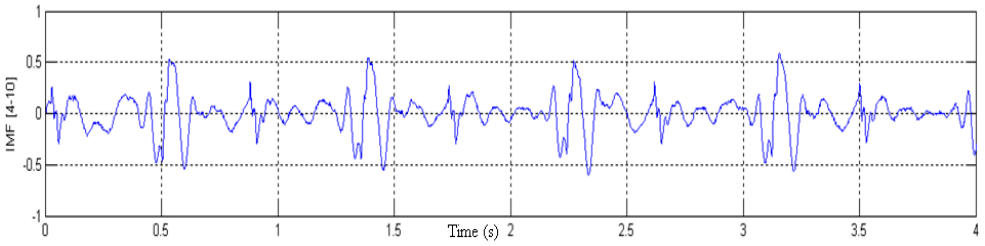
(a) Les $IMF_{8\leq j\leq 13}$ (b) FFT des $IMF_{8\leq j\leq 13}$

FIGURE 4.18 – Les $IMF_{8\leq j\leq 13}$et leurs Spectres

Nous rappelons que les composantes vibratoires d'un phonocardiogramme normal ont une fréquence ($20Hz < f < 250Hz$) or seules les ($IMF_{4\leq j\leq 10}$) correspondent à ce critère ce qui nous permis de réaliser un filtre passe bande avec la conservation des IMF dont le spectre se trouve dans cette bande fréquentielle.



(a) PCG initial



(b) PCG débruité

FIGURE 4.19 – Débruitage de PCG par EMD

En ajoutant les $IMF_{4\leq j\leq 10}$ on obtient un PCG débruité (figure 4.19b). En comparant le PCG avant et après débruitage nous avons réalisé un débruitage sans délocalisation des signatures (figure 4.20).

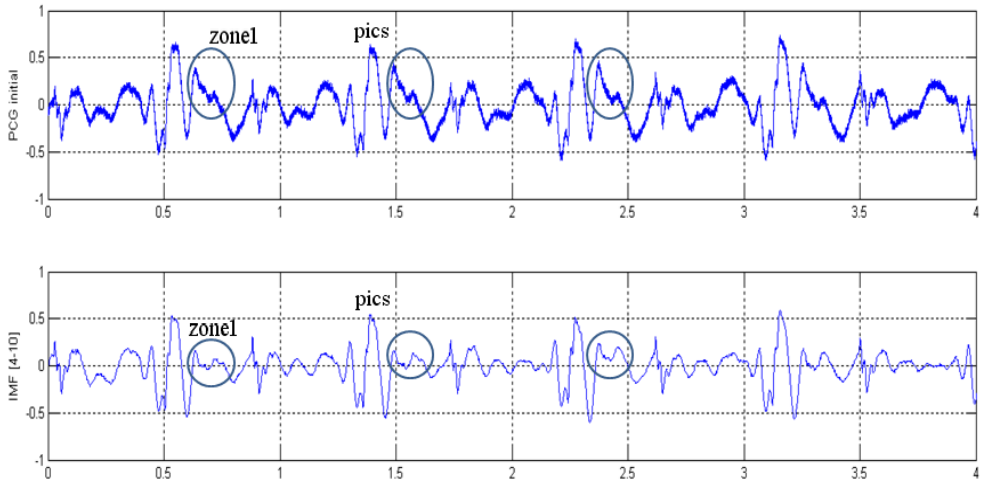


FIGURE 4.20 – Débruitage des PCG sans délocalisation des signatures

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'EMD, une méthode de décomposition temporelle et non linéaire des signaux, un algorithme qui permet de décomposer le signal en un nombre

fini de composantes (IMF) extraites des données du signal initial. Ces IMF sont des oscillations centrées et de type AM-FM. Par contre la restitution du signal initial est une opération linéaire à partir des différentes IMF.

L'intérêt principal de l'EMD est la génération d'une analyse locale multi-échelle entièrement pilotée par le signal lui-même. Les IMF obtenues sont classées des hautes fréquences vers les fréquences lentes, elle permet donc un débruitage des signaux. Par contre il reste à définir un critère de débruitage basé sur la sélection des composantes IMF à conserver sans perte de données.

L'EMD présente certaines limites, et elle doit être combinée à la transformée de Hilbert (THH : la Transformation de Huang-Hilbert), pour fournir une représentation temps-fréquence du signal.

Dans le chapitre suivant nous présentons l'EDA (Empirical Modal Algorithm), une variante qui nous a été inspirée par l'EMD et qui a présenté un intérêt dans le débruitage des signaux non stationnaire, en particulier les électrocardiogrammes et phonocardiogrammes sans délocalisation des singularités.

Chapitre 5

EDA, une approche de débruitage empirique

5.1 Introduction

Dans cette partie, nous présentons une approche empirique non linéaire de débruitage de signaux appelée EDA (Empirical Denoising Algorithm) [65, 81, 18]. Nous exposons le principe de l'EDA qui est inspiré de l'algorithme de la décomposition modale empirique (EMD) et nous montrons son intérêt pour le débruitage des signaux sans délocalisation des signatures. Pour ce faire, nous l'avons appliquée sur des signaux synthétiques bruités en faisant varier la variance du bruit et en mesurant le rapport signal sur bruit (RSB). Ensuite, nous l'avons comparée à un filtre linéaire et appliquée à des signaux réels.

5.2 Présentation de la méthode EDA

Même si l'algorithme EDA est inspiré de celui de l'EMD, il n'a pas la même finalité. C'est un outil de débruitage et non de décomposition des signaux comme c'est le cas pour l'EMD. L'idée générale est de déterminer la moyenne des enveloppes du signal à analyser : si elle ne varie pas d'une itération à la suivante alors on peut l'extraire du signal initial pour obtenir une fonction modale correspondant à l'allure du signal étudié, c'est un lissage sans délocalisation.

Le principe de l'EDA consiste à détecter les extrema du signal étudié, de les extrapoler par un spline cubique pour obtenir une enveloppe supérieure E_{sup} et une enveloppe inférieure E_{inf} du signal, puis d'ajouter à ce signal la moyenne de ses enveloppes. A l'échelle j, on cumule l'amplitude du signal traité avec l'amplitude de son approximation, provoquant une amplification de l'amplitude du signal initial par un coefficient 2^j. Pour réajuster l'amplitude, on réalise, à chaque itération, la demi-somme du signal avec son approximation :

$$s_j = \frac{s_{j-1} + a_{j-1}}{2} \tag{5.1}$$

Si l'on effectue plusieurs itérations de cette opération de dichotomie on obtient l'expression suivante du signal à l'échelle n :

$$S_n = 2^{-n}s(t) + \sum_{j=1}^{n} 2^{j-n}a_j = 2^{-n}s(t) + M(j) \tag{5.2}$$

Le terme $M(j) = \sum_1^n 2^{j-n}a_j$ de l'équation 5.2 exprime la non linéarité de cet algorithme. La figure 5.1 représente son logigramme.

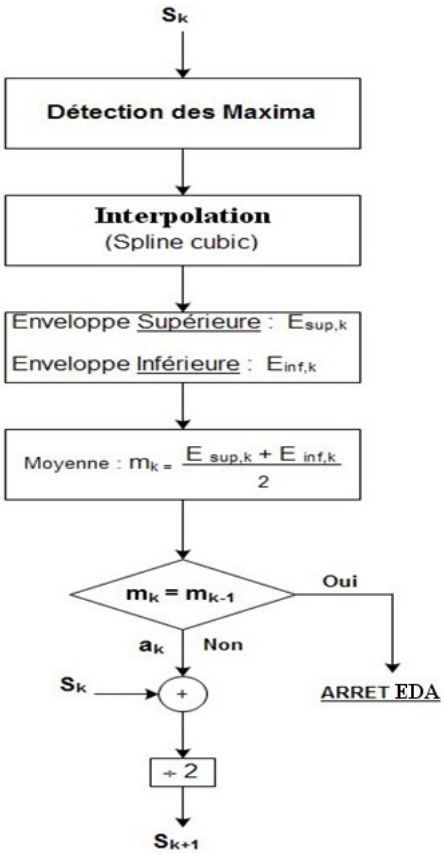
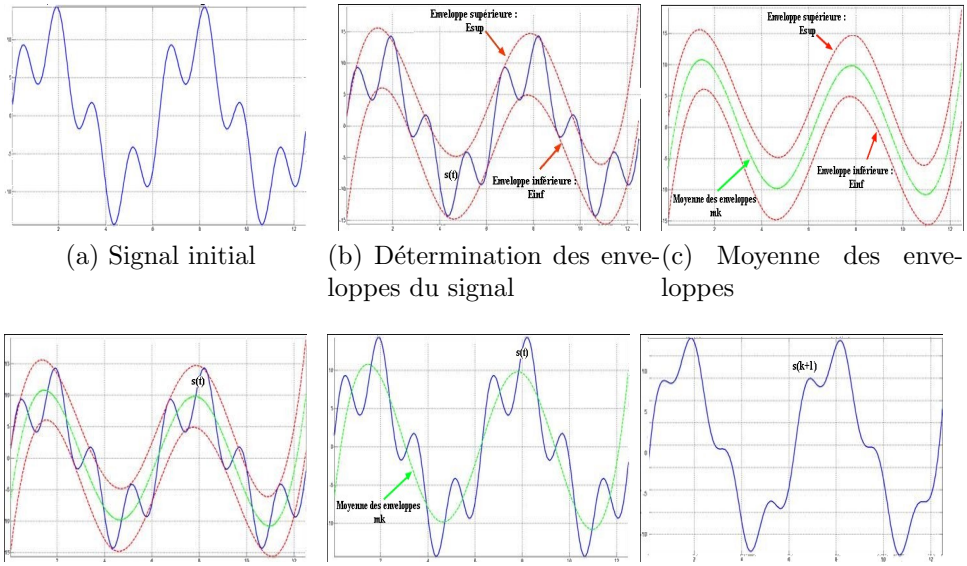


FIGURE 5.1 – Logigramme de l'EDA à l'itération $(k+1)$

Nous allons décrire le principe de la méthode sur un signal $s(t)$ composé d'une oscillation lente et une autre rapide (figure 5.2) : dans un premier temps nous localisons par gradient (comparaisons de la variation des amplitudes entre trois échantillons successifs) les maxima du signal étudié et nous déterminons les enveloppes supérieure et inférieure du signal par interpolation des maxima (figure 5.2b). Nous déterminons la moyenne m_j de ces enveloppes (figure 5.2c) que nous additionnons au signal initial $s(t)$ et nous divisons par deux, à chaque

itération, pour conserver l'amplitude initiale du signal. Nous réalisons l'extraction d'une composante lente (approximation, basse fréquence), c'est une imf_{j+1} à laquelle nous appliquons ces mêmes opérations (si sa moyenne est différente de la moyenne précédente des enveloppes m_j) afin d'extraire la composante suivante et supprimer les hautes fréquences.



(a) Signal initial (b) Détermination des enveloppes du signal (c) Moyenne des enveloppes

(d) signal, ses enveloppes et sa moyenne (e) Le signal et la moyenne de ses extrema (f) Signal extrait

FIGURE 5.2 – Illustration des différentes étapes de l'algorithme EDA (une itération) : (a) le signal initial synthétique (b) détection des maxima et interpolation par spline cubique pour obtenir les enveloppes supérieure E_{max} et inférieure E_{min} (c) détermination de la moyenne des enveloppes du signal (d) Visualisation du signal, ses enveloppes et leur moyenne (e) Visualisation du signal s(t) et la moyenne m_k de ses enveloppes (f) Extraction de l'$imf_{k+1} = s_{k+1}$.

L'extraction automatique par EDA des composantes lentes, en supprimant les hautes fréquences sans faire intervenir une fonction externe, correspond à une opération de filtrage automatique : filtre auto-adaptatif non linéaire.

Comme pour l'EMD, nous avons avec l'EDA des effets de bord qui sont dus à la taille limitée des signaux et à l'interpolation par spline des extrema, à chaque itération. Lorsque la moyenne moy_j des enveloppes finit par devenir invariable d'une itération à la suivante alors on peut arrêter le processus de l'EDA. L'invariabilité modale de la moyenne des enveloppes peut servir de **critère d'arrêt** de l'algorithme EDA.

5.3 Mode opératoire pour la caractérisation de l'EDA

Pour caractériser le débruitage par EDA, nous avons mesuré le rapport signal sur bruit (RSB) des signaux synthétiques harmoniques et non harmoniques bruités [82, 83, 84]. Comme l'opérateur EDA est non linéaire, il faut tenir compte de la déformation du signal, en mesurant à chaque itération, un bruit résiduel qui va contenir le bruit origine et le bruit de déformation.

Nous avons mesuré la délocalisation temporelle après débruitage par EDA des signaux synthétiques et réels. Pour les signaux cardiaques : nous avons comparé les positions, avant et après le débruitage par EDA, des pics R des ECG et des sons B1 et B2 des PCG.

5.3.1 Le bruit résiduel

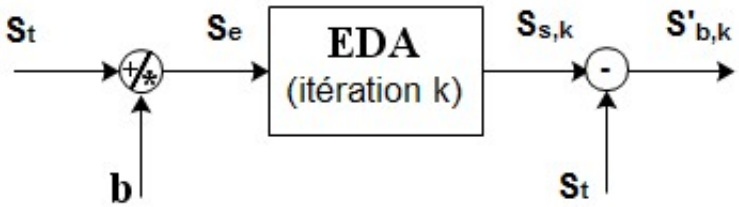


FIGURE 5.3 – Synoptique du bruit résiduel obtenu à l'échelle j de l'EDA. S_t : signal original non bruité, S_e : signal d'entrée bruité avec un bruit b de nature multiplicatif ou additif et avec un écart-type σ_b. Le bruit résiduel à l'échelle k est : $S'_{b,k} = S_{s,k} - S_t$.

Soit S_t le signal original non bruité et S_e le signal d'entrée bruité avec un bruit b de nature multiplicative ou additive et avec un écart-type σ_b. On applique sur S_e l'algorithme EDA (figure 5.3). Après j itérations, on obtient à la sortie de l'algorithme EDA, le signal $S_{s,j}$ que l'on modélise ainsi : $S_{s,j} = S_t + S'_{b,j}$ avec $S'_{b,j}$ un signal qui contient le bruit mais aussi vraisemblablement des déformations apportées par le traitement non linéaire.

Nous définissons comme étant le bruit résiduel $S'_{b,j}$, la différence entre le signal initialement non bruité S_t et le signal $S_{s,j}$ obtenu par débruitage EDA à chaque itération k. Nous l'exprimons par :

$$S'_{b,kj} = S_t - S_{s,j} \tag{5.3}$$

L'aspect non linéaire de l'algorithme EDA ne permet pas de prévoir l'évolution du bruit au fur et à mesure des itérations. Un bon débruitage se traduira par une diminution du bruit résiduel et, lorsqu'il est nul, le signal obtenu est identique au signal original non bruité (figure 5.3).

5.3.2 Le RSB

Le rapport signal sur bruit RSB caractérise la dégradation d'un signal représentant l'information par un bruit non informatif. Il permet d'évaluer la qualité de transmission d'un système ou celle des diverses méthodes de traitement des signaux. Ce qui nous intéresse, c'est l'évolution du bruit entre l'entrée et la sortie. Si on suppose que le signal débruité à la sortie est identique à celui du signal initial à l'entrée sans bruit, alors il nous reste à identifier le bruit de sortie et le comparer au bruit en entrée. Pour cela, nous avons déterminé le RSB avant et après l'application de l'algorithme EDA : en mesurant le RSB_e (rapport signal sur bruit en entrée) et $RSB_{s,k}$ (rapport signal sur bruit résiduel obtenu à l'échelle k) avec :

$$RSB_e = \frac{P(S_t)}{\sigma_b^2} \;\; et \;\; RSB_{s,j} = \frac{P(S_t)}{\sigma_{b,j}'^2} \tag{5.4}$$

Comme on souhaite comparer le signal à la sortie à celui de l'entrée. Alors :

$$RSB_{s,kj} = \frac{P(S_t)}{P(S_t - S_{s,j})} \tag{5.5}$$

Or, connaissant le RSB_e on peut déterminer le $RSB_{s,k}$ à chaque itération, en mesurant la force du bruit résiduel par rapport au signal initial (figure 5.3).

$$\frac{RSB_{s,j}}{RSB_e} = \frac{P(S_t - S_{s,j})}{P(S_t)} \tag{5.6}$$

Avec :
- $P(S_t)$: la puissance du signal initial S_t
- $P(S_t - S_{s,j})$: la puissance du bruit résiduel obtenu par EDA après une itération.

5.3.3 La délocalisation temporelle

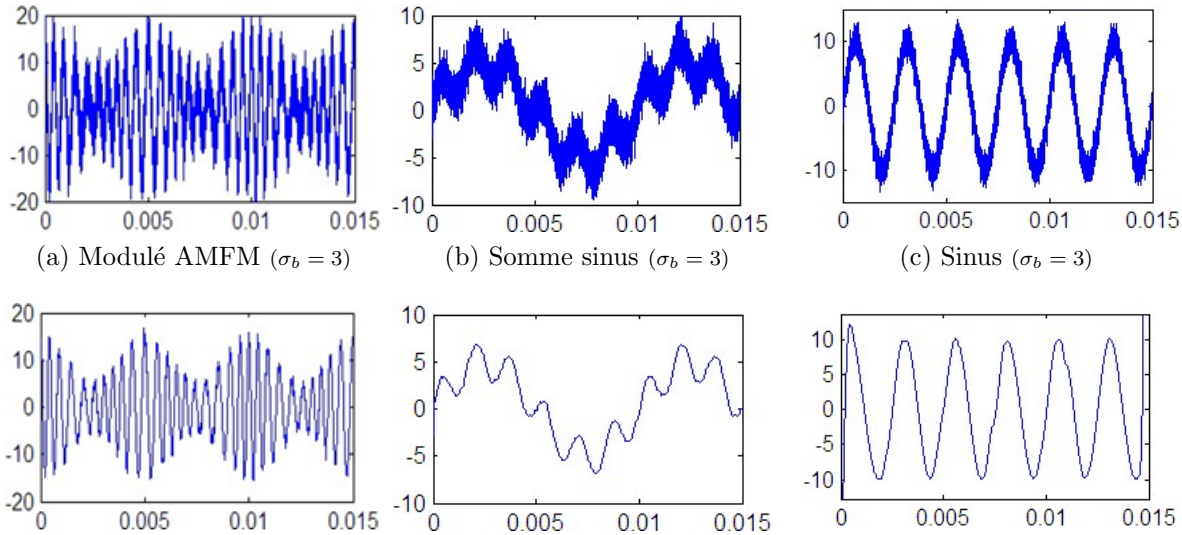
En raison de la non linéarité de l'EDA, nous avons choisi une approche expérimentale pour vérifier la délocalisation des signaux cardiaques traités : en mesurant le décalage temporel $\triangle\, t = t_f - t_i$ entre la position t_i des pics du signal avant traitement et la position t_f obtenue après débruitage.

5.4 Débruitage des signaux synthétiques

Pour évaluer les performances de filtrage de l'EDA, nous l'avons appliqué à des signaux synthétiques harmoniques (chirp, signal AM-FM modulé en amplitude et en fréquence, signal sinusoïdal). Nous avons ajouté un bruit Gaussien avec un écart-type σ_b fixe pour vérifier l'influence du type du signal initial sur le débruitage EDA ou un écart-type σ_b variable pour mesurer l'influence du niveau de bruit ajouté sur le débruitage par EDA.

5.4.1 Résultats en fonction du type de signal

Pour mesurer l'influence du type du signal harmonique à débruiter sur la qualité du débruitage par EDA, nous avons conservé un même bruit blanc Gaussien avec un écart type fixe $\sigma_b = 3$, que nous avons ajouté à des signaux synthétiques différents (15000 échantillons). Après application du filtrage par EDA (figure5.4) nous avons un débruitage de ces signaux avec conservation des maxima. En effet, l'EDA extrait l'information (signal initial) du bruit sans pour autant altérer sa localisation temporelle.



(a) Modulé AMFM ($\sigma_b = 3$) (b) Somme sinus ($\sigma_b = 3$) (c) Sinus ($\sigma_b = 3$)

(d) Modulé filtré ($RSB = 15db$) (e) Somme sinus filtré ($RSB = 18db$) (f) Sinus filtré ($RSB = 26db$)

FIGURE 5.4 – Débruitage par EDA de 3 signaux harmoniques bruités avec un bruit additif de variance ($\sigma_b = 3$).

Dans la figure5.5, on a tracé le RSB (db) de ces différents signaux harmoniques filtrés par l'EDA : pour atteindre un maximum de RSB il faut un nombre d'itérations différents suivant le type du signal à filtrer. Il faut, par exemple, 10 itérations pour atteindre un RSB maximum de 16 db pour un signal modulé AM-FM, alors que pour le signal chirp il faut 13 itérations pour obtenir un RSB maximum de 19 db.

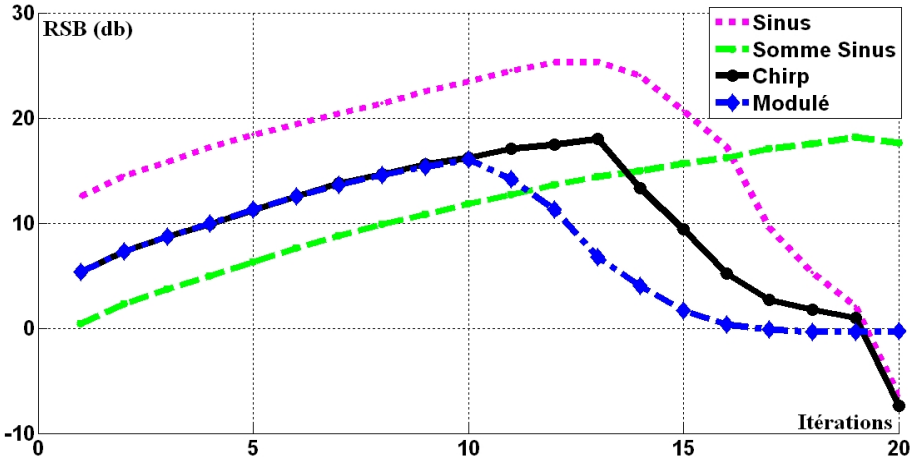
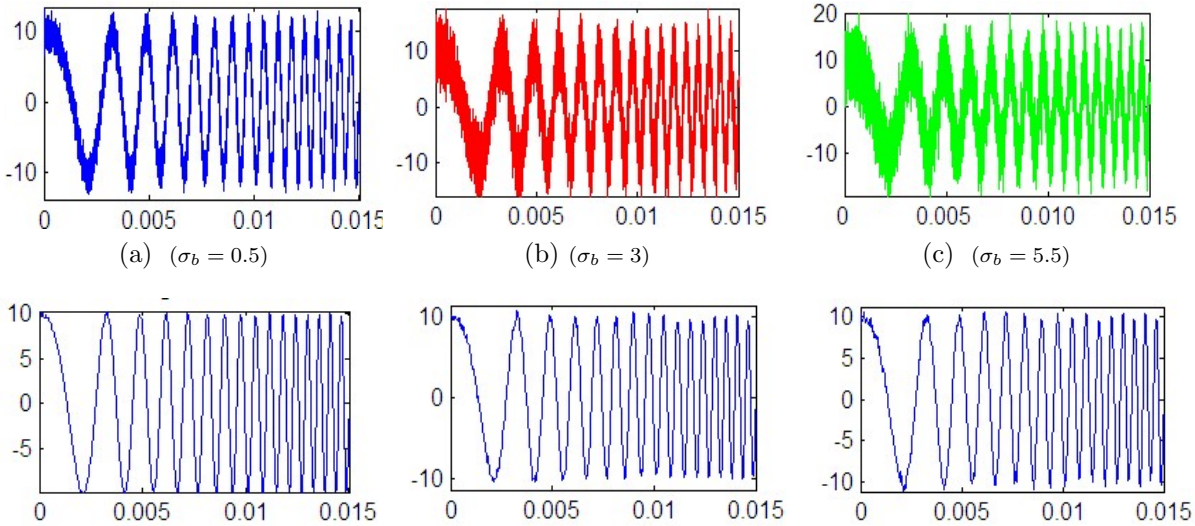


FIGURE 5.5 – RSB(db) en fonction des itérations avec un bruit à niveau fixe ($\sigma_b = 3$) pour 4 signaux harmoniques différents.

Le nombre d'itérations nécessaires pour atteindre un filtrage ou débruitage optimal dépend du signal. Pour un même nombre d'itérations, la durée d'exécution de l'algorithme EDA sera différente selon la nature du signal.

5.4.2 Résultats en fonction du niveau du bruit

A un même signal chirp (15000 échantillons) nous avons ajouté un bruit blanc Gaussien avec trois valeurs différentes d'écart-type $\sigma_b = 0.5$; $\sigma_b = 3$; $\sigma_b = 5.5$ (figure 5.6).



(a) ($\sigma_b = 0.5$) (b) ($\sigma_b = 3$) (c) ($\sigma_b = 5.5$)

(d) débruitage avec $RSB = 32db$ (e) débruitage avec $RSB = 22db$ (f) débruitage avec $RSB = 18db$

FIGURE 5.6 – (a) Signal chirp bruité avec un bruit Gaussien de niveaux différents (b) Résultats de débruitage obtenus par EDA

Dans les trois cas, nous avons un débruitage du signal chirp avec conservation des maxima et sans altération de sa forme. Nous avons tracé l'évolution de son RSB_i en fonction du nombre d'itérations (figure 5.7). On remarque que pour les différentes valeurs d'écart-type σ_b du bruit, le RSB_i est croissant jusqu'à une valeur maximale puis décroit progressivement en fonction des itérations.

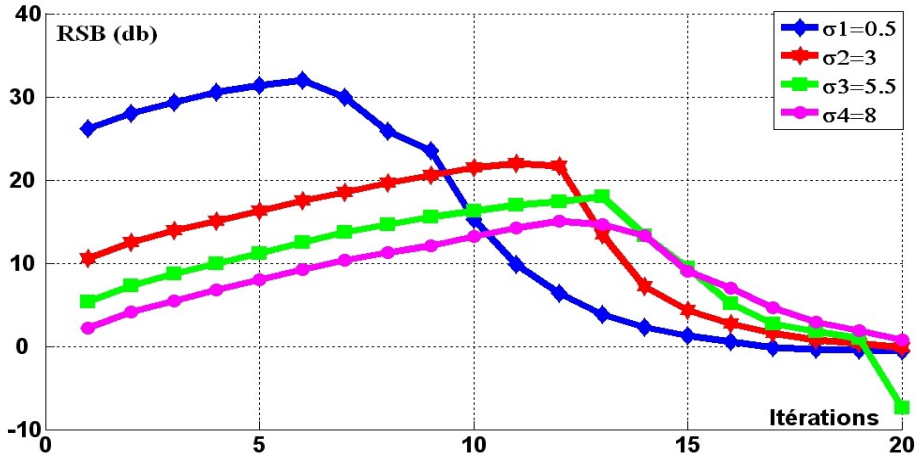


FIGURE 5.7 – RSB(db) en fonction des itérations pour un le même signal chirp avec différents niveaux du bruit : la force du bruit fixe le nombre d'itérations nécessaires pour un débruitage optimal par EDA

Nos mesures de la figure 5.7, montrent qu'après l'obtention d'un débruitage optimal par EDA (RSB maximum) on a une chute du RSB (db) au cours des itérations. Cela est principalement lié aux effets de bords produits par l'interpolation EDA et au critère d'arrêt de l'opérateur EDA basé sur la comparaison de la moyenne des IMF. Pour limiter ces effets, il faut choisir une interpolation plus adaptée (interpolation cubic) et modifier le critère d'égalité de la moyenne des IMF, en introduisant un seuil de tolérance des écarts entre les moyennes des IMF d'une itération à la suivante.

Le tableau 5.1 résume les résultats de ces essais et montre que la valeur maximale du RSB est moins importante lorsque l'écart-type σ_b du bruit augmente et qu'il faut davantage d'itérations pour l'atteindre. Le temps d'exécution de l'algorithme EDA augmente donc avec le niveau du bruit. On note des gains assez élevé lors du filtrage par EDA en mesurant l'écart entre le RSB maximum et celui de la première itération $\triangle\ RSB(db) = RSB_{max} - RSB_1$. Cet écart reste supérieur à 13 db (figure 5.5) même pour un fort bruit ($\sigma_b = 8$).

TABLE 5.1 – Max (RSB(db)) pour un Chirp avec différents σ_b

σ_b	0.5	3	5.5	8
Itérations	6	11	13	12
$RSB_{max}(db)$	32	22	18	15
$\triangle\ RSB(db)$	6	11.31	12.73	13.78

Pour ce même signal chirp nous avons mesuré le RSB(db) optimal de l'opérateur EDA en fonction de la variance du bruit gaussien ajouté. La figure 5.8 montre une croissance du RSB jusqu'à une valeur maximale qui correspond à $\sigma_b = 10$, suivie d'une chute du RSB avec la croissance de la force du bruit. Le signal est complètement noyé dans le bruit ce qui rend difficile de distinguer l'information du bruit. Le débruitage par EDA ne semble pas adapté à des signaux excessivement bruité où on ne distingue plus le signal enregistré du bruit. Dans le cas de nos travaux de recherche, les enregistrements des signaux cardiaques sont réalisés dans des conditions optimales qui évitent ce genre de situation et permettent à l'opérateur EDA de réaliser un débruitage satisfaisant.

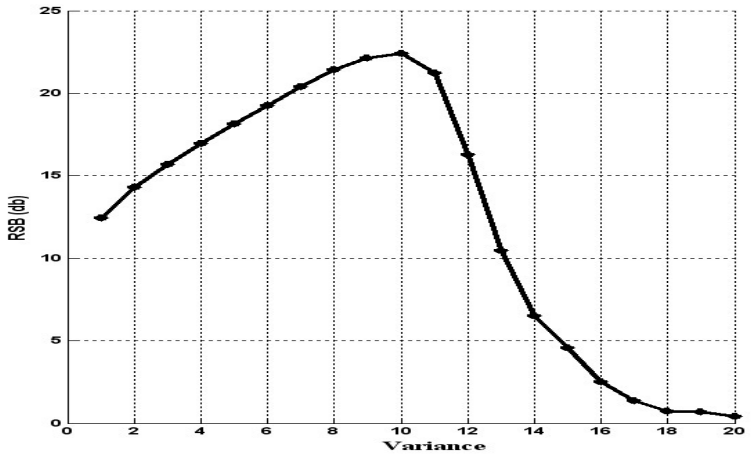


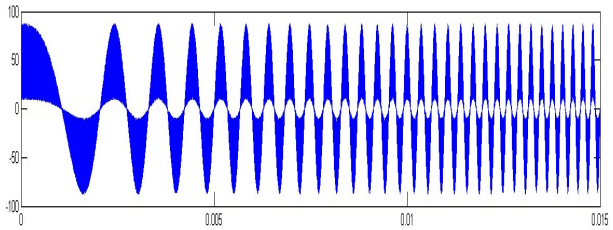
FIGURE 5.8 – Evolution du RSB(db) optimal de l'opérateur EDA appliqué sur le signal chirp (15000 échantillons) en fonction de la force du bruit gaussien. Le débruitage par EDA reste croissant jusqu'à $\sigma_b = 10$ mais décroit au delà car le signal est complètement noyé dans le bruit et il est difficile pour l'EDA de distinguer l'information du bruit.

En conclusion, les connaissances apriori sur le signal d'entrée (niveau de bruit principalement, type de signal) peuvent aider au choix du critère d'arrêt de l'opérateur EDA.

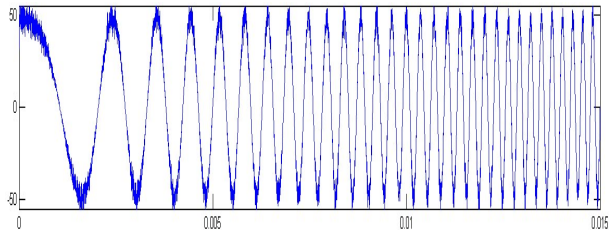
5.4.3 Résultats en fonction de la nature du bruit

Pour évaluer l'influence de la nature du bruit sur le débruitage par EDA, on a conservé le même signal chirp (15000 échantillons) auquel nous avons appliqué un bruit speckle avec trois valeurs d'écart-type $\sigma_b = 1$; $\sigma_b = 3$; $\sigma_b = 5$ (figure 5.9). Le choix de ce type de bruit

est qu'il correspond davantage [85, 86] aux bruits réels lors de l'enregistrement des signaux cardiaques.



(a) Chirp bruité par Speckle ($\sigma_b = 5$)



(b) Chirp débruité par EDA après 10 itérations ($RSB = 26db$)

FIGURE 5.9 – Filtrage par EDA appliqué au signal Chirp dégradé (15000 samples) par un bruit multiplicatif speckle de variance $\sigma_b = 5$.

Pour ces trois situations ($\sigma_b = 1$; $\sigma_b = 3$; $\sigma_b = 5$) on a mesuré le RSB en débruitage en fonction des itérations (figure 5.10). Jusqu'à dix itérations, le RSB(db) est croissant mais au delà, il diminue ce qui montre une dégradation du débruitage par EDA lorsqu'il y a une forte présence du bruit multiplicatif dans le signal initial.

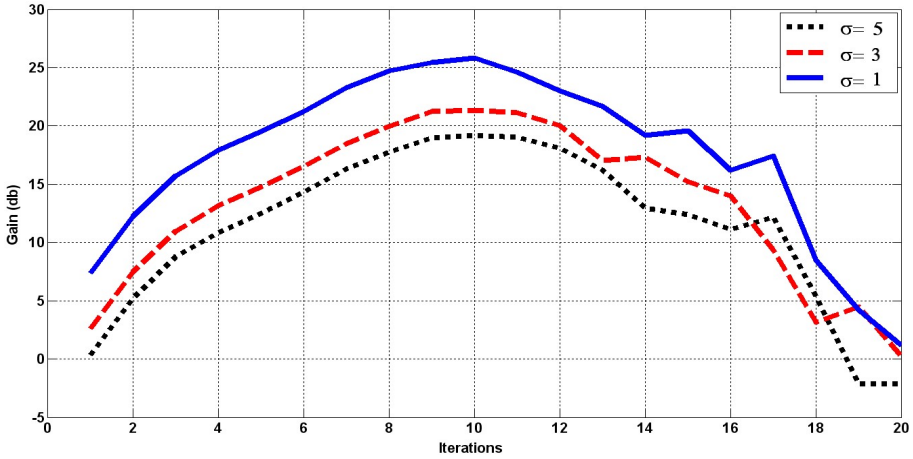


FIGURE 5.10 – L'évolution du RSB (db) en fonction des itérations pour un signal CHIRP dégradé par un bruit multiplicatif speckle de différents écart-types.

En comparant les courbes du RSB(db) pour les bruits multiplicatif (figure 5.10) et additif (figure 5.7) nous avons un débruitage par EDA dont la qualité dépend de la force du bruit dans le signal initial et de sa nature multiplicative ou additive. Aussi bien pour le bruit additif (bruit Gaussien) que pour le bruit multiplicatif (bruit speckle), le gain en débruitage par EDA est croissant pour atteindre son maximum au bout de dix itérations.

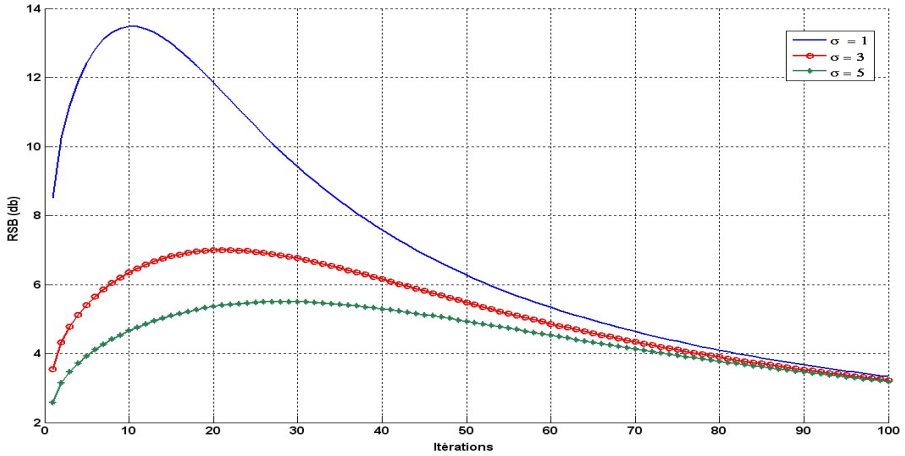
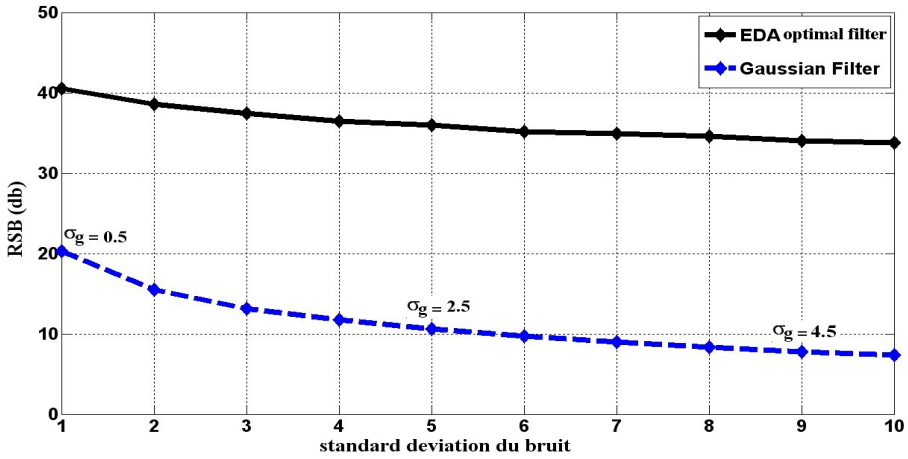


FIGURE 5.11 – L'évolution du RSB (db) en fonction des itérations pour un signal modulé (15000 échantillons) dégradé par un bruit multiplicatif speckle de différents valeurs d'écart-types.

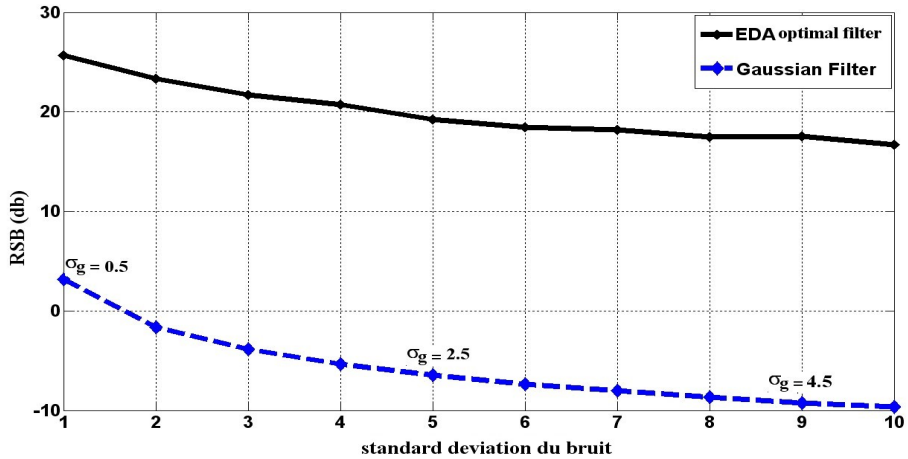
Nous avons reproduit la même opération pour le signal modulé bruité avec les mêmes valeurs de variances ($\sigma_b = 1$; $\sigma_b = 3$; $\sigma_b = 5$). La figure 5.11 montre que le RSB en débruitage par l'opérateur EDA est croissant jusqu'à l'obtention d'un débruitage optimal, qui dépend de la force du bruit. Dix itérations semble être un minimum suffisant pour obtenir un débruitage par EDA.

5.4.4 Comparaison avec un filtre linéaire

On a bruité le même signal synthétique avec un bruit gaussien puis un bruit speckle dont l'écart-type évolue de $\sigma_b = 1$ à $\sigma_b = 10$, puis on a mesuré le RSB (db) en débruitage en appliquant l'approche EDA et un filtre gaussien.



(a) RSB (db) du débruitage optimal par EDA et Gaussian Filter pour un bruit additif



(b) RSB (db) du débruitage optimal par EDA et Gaussian Filter pour un bruit multiplicatif

FIGURE 5.12 – Comparaison du débruitage optimal réalisé, par l'opérateur EDA et par filtre gaussien (de variance σ_g), sur signal chirp (15000 samples) bruité avec des bruits additif et speckle : l'EDA réalise un meilleur débruitage que le filtre gaussien mais son RSB (db) décroit en fonction du niveau du bruit.

On remarque que même si le RSB obtenu (figure 5.12) est décroissant pour ces deux filtres lorsque l'écart-type augmente, il reste plus intéressant dans le cas d'un débruitage par EDA qui permet d'avoir un gain au moins de 20 db pour un écart-type $\sigma_b \leq 5$ aussi bien dans le cas d'un bruitage avec speckle noise qu'avec un bruit gaussien.

Dans le cas d'un bruit speckle, le filtre gaussien donne un gain en débruitage négatif dès que l'écart-type est $\sigma_b \geq 2$, ce qui traduit une perte d'information lors du débruitage, ce qui

n'est pas le cas de l'approche EDA. L'approche EDA réalise un meilleur débruitage que le filtre gaussien.

5.4.5 Critère d'arrêt

L'ensemble de ces essais montre qu'on peut limiter le nombre d'itérations EDA à dix avec un temps d'exécution optimal. Ce seuil d'itérations peut servir de critère d'arrêt de l'algorithme EDA. Dans nos essais, c'est la comparaison de la moyenne des enveloppes d'une itération à la suivante, qui a servi de critère d'arrêt : l'opérateur EDA s'arrête automatiquement lorsque la moyenne des enveloppes m_j (itération j) est égale à la moyenne des enveloppes m_{j-1} (itération précédente $j-1$), c'est un critère basé sur l'invariabilité modale de la moyenne des enveloppes.

5.5 Débruitage des signaux cardiaques

5.5.1 Débruitage des ECG

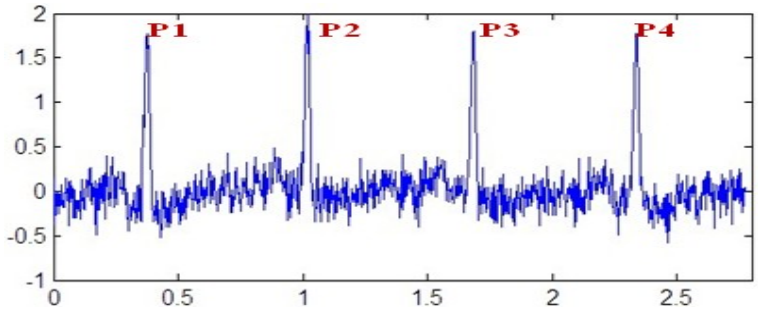
Pour les essais de cette section, nous avons utilisé les électrocardiogrammes et les phonocardiogrammes issus de la base de données CARDIAGS SAS (CARDIAGS SASDatabase), ils sont collectés auprès de patients du service cardiologie de l'hôpital Jean-Bouveri de Montceau les Mines (France). Comme ces signaux sont préfiltrés et de très faible amplitude (de l'ordre de 2 mV), nous avons ajouté un bruit blanc Gaussien $(\sigma_b = 0.1)$ (figure5.13a) et nous avons appliqué l'algorithme de débruitage par EDA [87, 19, 18].

En mesurant l'écart temporel $\triangle\ t = 0s$ (tableau **??**) entre les instants t_i correspondants à la position temporel des pics R de l'ECG initial (pics : P1, P2, P3, P4 de la figure 5.13a) avec les instants t_f de ces mêmes pics après débruitage (figure5.13b), nous réalisons qu'au bout d'une dizaine itérations (figure 5.13a), le résultat obtenu donne un filtrage efficace sans faire intervenir une fonction externe et sans délocalisation des maxima [**?**].

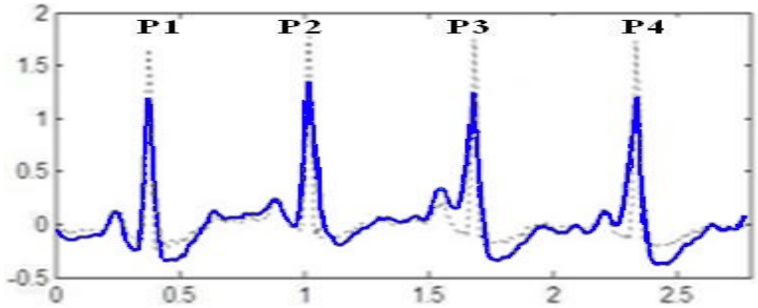
Pics (fig 5.13b)	P1	P2	P3	P4
t_i (position *avant* bruitage)	0.375	1.019	1.683	2.336
t_f (position *après* débruitage)	0.375	1.019	1.683	2.336
Décalage : $\triangle\ t = t_f - t_i$	0	0	0	0

TABLE 5.2 – Mesure de la délocalisation temporelle des pics de l'ECG après débruitage par EDA

Aux mêmes ECG, nous avons appliqué un filtre gaussien en variant sa déviation standard σ_g et nous avons mesuré la délocalisation temporelle moyenne (en pixels et ms) des pics R de ces ECG (Tableau 5.3). Le filtre gaussien provoque une délocalisation des signaux ECG qui s'accentue en fonction de la variance de ce filtre même si ces enregistrements sont sur échantillonnées ($F_e = 4400Hz$).



(a) ECG bruité ($\sigma_b = 0.1$)



(b) ECG initial et filtré

FIGURE 5.13 – Filtrage d'un ECG réel par EDA ($RSB(db) = 27db$)

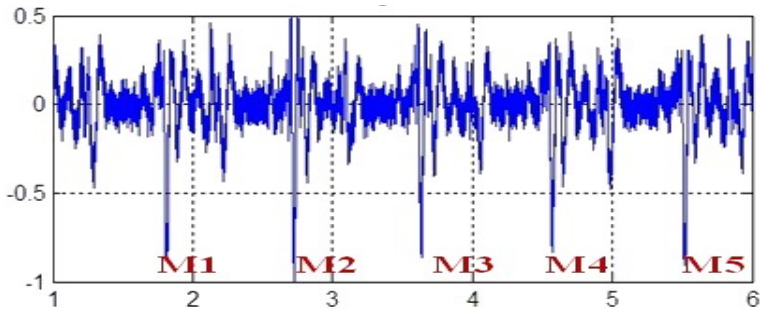
σ_g	0.5	1	2	4
décalage moyen : $\overline{\triangle\, p}(pixels)$	2	6	8	13
décalage moyen temporel : $\overline{\triangle\, t}(ms)$	0.454	1.3620	1.816	2.951
$RSB(db)$	13	11.5	7	2

TABLE 5.3 – Mesure de la délocalisation temporelle des pics R de l'ECG après débruitage par un filtre gaussien. En variant la déviation standard σ_g de la distribution gaussienne, nous mesurons un léger décalage des pics des ECG et qui augmente en fonction de la variance du filtre gaussien.

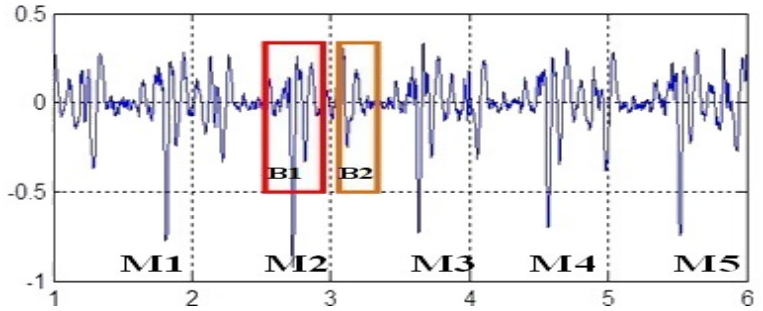
Ce débruitage sans délocalisation des singularités de l'ECG est très important car les cardiologues se basent sur la position temporelle de ses ondes PQRST afin de déterminer le rythme cardiaque, la pression artérielle ou localiser les composantes $B1$ et $B2$ contenues dans le phonocardiogramme. Toute délocalisation liée au débruitage peut altérer l'établissement d'un diagnostic médical, d'où l'importance d'un débruitage qui conserve les positions des signatures des signaux cardiaques.

5.5.2 Débruitage des PCG

Quant au PCG, c'est un signal qui dépend de l'âge, du sexe et de la position allongée ou



(a) PCG bruité ($\sigma_b = 0.1$)



(b) PCG initial et filtré

FIGURE 5.14 – Débruitage de PCG réel par EDA ($RSB(db) = 22.5db$)

debout du patient, son amplitude reste faible $0.5V$ et très sensible aux bruits et aux conditions de son acquisition. L'application de l'approche EDA sur des PCG réels a permis son débruitage sans délocalisation de ses singularités qui sont désignés par les pics (M1, M2, M3, M4, M5) des sons B1, sur la figure5.14a et la figure5.14b. Même après pré-filtrage, le bruit résiduel étant toujours toujours important, nous n'avons pas ajouté de bruit synthétique. Dans ce cas nous ne pouvons pas calculer le RSB.

Les mesures du tableau 5.4 du décalage temporel de ces pics avant et après débruitage donnent un $\triangle\ t = 0s$, ce qui confirme (après application sur 27 PCG réel de la même base) que le débruitage par EDA des signaux réels ne provoque aucune délocalisation des singularités de ces signaux.

Pics (fig. 5.13b)	M1	M2	M3	M4	M5
t_i (pic *avant* bruitage)	1.835	2.682	3.515	4.524	5.501
t_f (pic *après* débruitage)	1.835	2.682	3.515	4.524	5.501
Décalage : $\triangle\ t = t_f - t_i$	0	0	0	0	0

TABLE 5.4 – Mesure de la délocalisation temporelle des Pics des sons B1 du PCG après débruitage par EDA

5.6 Conclusion

Après avoir présenté le principe de l'EDA, nous l'avons caractérisé et testé sur des signaux synthétiques et non synthétiques. Nous l'avons appliqué sur des bruits additif et multiplicatif, et nous l'avons comparé avec un filtre linéaire. L'intérêt de l'EDA est qu'elle réalise un débruitage entièrement auto-piloté par le signal à traiter, sans provoquer de délocalisation des extrema, et sans faire appel à une fonction externe qui pourrait altérer les résultats attendus.

Dans la seconde partie de ce chapitre, nous avons montré l'intérêt de l'EDA dans le débruitage des signaux cardiaques réels et sans prétraitement. L'EDA est une approche de débruitage qui donne des résultats satisfaisants en conservant la localisation des signatures comme le complexe QRS de l'ECG ou les sons B1 et B2 du PCG. Elle constitue une opération fondamentale qui facilite la localisation des signatures cardiaques et répond au critère d'éfficacité d'un dispositif mobile d'intervention sur les lieux d'accidents. L'opérateur EDA peut être limité à dix itérations pour réduire le temps de calcul et dans tous les cas testés, ce seuil donne de bons résultats. Au delà le débruitage EDA peut être moins optimal. Il manque une comparaison avec d'autres méthodes basées sur les ondelettes pour confirmer l'intérêt de l'EDA.

Après avoir mis au point une technique de débruitage, nous pouvons à présent nous concentrer sur l'analyse des signaux. Dans le chapitre suivant, nous présentons les différentes démarches que nous avons mis en place pour la localisation des signatures cardiaques dans des signaux cardiaques réels, avec des approches basées sur une localisation semi-automatique, une localisation automatique par synchronisation sur l'ECG (NFLS, TWMM) ou autonome utilisant la THH. Nous réaliserons une étude comparative de ces différentes approches pour déterminer la plus adaptée pour un dispositif médical mobile.

Chapitre 6

Localisation et analyse des signatures cardiaques

6.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les approches que nous avons mises en place pour la détection des singularités des signaux cardiaques. Ces travaux sont motivés par la réalisation d'un dispositif mobile d'examen en cardiologie ou pour la mise en place d'un système portatif d'alertes cardiovasculaires. Ces approches réalisent la localisation automatique des pics R et des ondes P et T des ECG, la localisation et l'analyse des sons B1, B2 des PCG. A ce stade, ces algorithmes restent des outils d'analyse du signal et d'aide au diagnostic. Ils n'avancent aucune interprétation médicale des informations extraites.

Dans la première partie de ce chapitre nous présentons des approches simples pour la détection des complexes QRS. Elles donnent des résultats satisfaisants, mais restent sensibles au bruit et provoquent une légère délocalisation des signatures du signal. Ensuite, nous présentons de nouvelles approches que nous avons mises en place pour la détection des complexes QRS de l'ECG. Les performances de ces nouvelles approches sont très satisfaisantes même avec des signaux bruités (artéfacts, ligne de base, interférences, cf. 3.6.1), avec des ECG dont les pics R sont inversés (mauvais placement des électrodes), ou lorsque les amplitudes des ondes P ou T sont plus élevées que les pics R.

Dans la seconde partie de ce chapitre, nous exposerons deux approches automatiques que nous avons développées pour localiser et analyser les sons B1 et B2 du PCG :

1. une approche basée sur la synchronisation du PCG sur l'ECG : l'interdépendance des signaux cardiaques permet à partir de la détection des pics R, T et P de localiser, par l'approche NFLS, les sons B1, B2 et B3 du PCG. Cette procédure nécessite l'enregistrement simultané des deux signaux.
2. une méthode basée sur la THH (cf. 4.4.3.3) pour déterminer l'enveloppe du signal PCG sans référence à l'ECG. C'est une méthode adaptée à un dispositif mobile n'enregistrant

pas le signal ECG.

Pour ces deux approches, nous utilisons la décomposition modale empirique (EMD) pour extraire les différentes composantes des phonocardiogrammes. Pour cette raison et pour ne conserver que les IMF représentant un intérêt médical, nous avons établi un critère de sélection modale des IMF contenant les informations recherchées. Les PCG (CARDIAGS SASdatabase) que nous utilisons sont des enregistrements cliniques et sans aucun prétraitement. Dans la littérature, la quasi-totalité des signaux PCG étudiés sont synthétiques ou réels prétraités [57, 14, 88, 89].

6.2 Détection des complexes QRS de l'ECG

Le signal ECG est constitué de l'onde P et du complexe QRS. La détection du pic R est la première étape pour localiser le complexe QRS, c'est l'élément le plus caractéristique à extraire du signal ECG en raison de son amplitude et de sa pente raide. La détection des pics R est primordiale pour déterminer le rythme cardiaque et localiser les ondes P et T. Diverses méthodes, basées principalement sur la transformée de Fourier et la transformée en ondelettes, ont été mises en place pour la détection du pic R [45][47].

6.2.1 Par des approches heuristiques

Dans certaines conditions, les électrocardiogrammes présentent des pics R très contrastés et cela permet de développer des algorithmes très simples basés sur la recherche des maxima locaux suivi d'un seuillage dynamique ou fixe [41][44][45]. Ils donnent des résultats satisfaisants avec des signaux enregistrés dans des conditions optimales (dans une clinique avec isolation électrique et sonore). Ces approches montrent leurs limites dans le cas des ECG enregistrés dans un environnement inhabituel (lieux d'accidents extérieurs) avec des bruits qui altèrent les informations médicales et dont l'opération de filtrage provoque une délocalisation des signatures des ECG.

6.2.2 Par l'approche "modulus maxima"

La plupart des approches de détection du complexe QRS sont inefficaces en présence d'un fort bruit de l'ECG ou lorsque la forme d'onde du complexe QRS varie d'un patient à l'autre. Pour ces signaux, la localisation par seuillage des complexes QRS ne suffit plus. Pour surmonter ces difficultés, nous avons développé l'approche Wavelet Transform Modulus Maxima (WTMM) que nous présentons dans les sections suivantes.

6.2.2.1 Principe de l'approche

Nous décomposons le signal ECG (par la transformée en ondelettes continue). Pour chaque composante obtenue, nous déterminons la régularité et l'amplitude des extrema locaux, que nous utilisons dans un classifieur pour extraire les positions des pics R du signal ECG. Le

maxima de module est défini pour tout point (u_0, s_0) tel que $|Wf(u, s_0)|$ (la transformée en ondelette de la fonction f) est localement maximale à $u = u_0$ et la ligne maximale est la courbe $S(u)$ (figure 6.2) qui relie dans le plan espace-échelle (u, s) tous les points dont le module est maximum.

6.2.2.2 Calcul des régularités locales

Pour caractériser les structures singulières d'un signal $f(t)$ (une fonction $f(t)$ est singulière s'elle est non différentiable), il faut pouvoir quantifier précisément la régularité locale de $f(t)$. Elle peut être caractérisée en tout point par l'estimation des exposants de Lipschitz [90] qui fournissent des mesures de régularité uniforme.

Une fonction f est ponctuellement Lipschitz $\alpha > 0$ en un point v, s'il existe $K > 0$ et un polynôme p_v de degré $m = [\alpha]$ tels que : (source : [17])

$$\forall t \epsilon \mathbb{R} \quad |f(t) - p_v(t)| \leq K.|t - v|^{\alpha} \tag{6.1}$$

- une fonction f est uniformément Lipschitz α sur $[a, b]$ si elle vérifie 6.1 pour tout $v\epsilon[a, b]$, avec une constante K indépendante de v.
- la régularité lipschitzienne de f en v ou sur $[a, b]$ est le *sup* des α pour lesquels f est Lipschitz α.

Le théorème suivant [17] lie la régularité lipschitzienne de f sur un intervalle à l'amplitude de sa transformée en ondelettes aux fines échelles :

f est uniformément Lipschitz $\alpha \leq n$ sur $[a, b]$ alors il existe $A > 0$ tel que :

$$\forall (u, s) \epsilon [a, b] \times \mathbb{R} \quad |Wf(u, s)| \leq A.s^{\alpha+1/2} \tag{6.2}$$

En développant cette relation en logarithmique, nous obtenons :

$$Log|Wf(u, s)| \leq LogA + Log(s^{\alpha+1/2}) \tag{6.3}$$

$$Log|Wf(u, s)| \leq LogA + (\alpha + 1/2)Log(s) \tag{6.4}$$

Les exposants de Lipschitz peuvent être calculés à partir de l'équation 6.1 ou 6.3 : ils représentent la variation locale du signal et peuvent servir à la détection des sauts locaux ou des pics. La figure 6.1 résume les résultats de l'estimation Lipschitz pour différents types de variations présentes dans un signal : lorsque le coefficient de Lipschitz est nul, il correspond à la présence d'une discontinuité dans le signal qui est donc non dérivable. De même, on a une impulsion locale lorsqu'il y a une valeur négative du coefficient Lipschitz. Les zones non discontinues du signal ont une valeur Lipschitz plus élevée : le signal est dérivable plus d'une fois dans cette zone.

Function	Description	Lipschitz Exponent	Explantation
	Step Function	0	*f(x)* is not differentiable
	Dirac Impulse	-1	*f(x)* is impulse
	Roof Top	1	*f(x)* is differentiable once
	Smooth Curve	1,6	*f(x)* is differentiable more than once

FIGURE 6.1 – Les exposants de Lipschitz déterminent la nature locale du signal [19] : si c'est 0 on a un saut, le signal est non dérivable ; si c'est -1 on a une impulsion ; si c'est 1 la fonction est dérivable qu'une fois ; si c'est 1.6 le signal est dérivable plus d'une fois dans cette zone. Source : "Singularity détection by wavelet approach with an application to electrocardiogram signal", SPIE (2010).

Souvent, le bruit est considéré comme une impulsion et correspond alors à une estimation Lipschitz négative. Une telle estimation peut permettre de localiser les bruits dans un signal et servir au débruitage des signaux [17, 90].

6.2.2.3 Exemple d'analyse d'un ECG par la WTMM

Pour illustrer l'analyse d'un ECG par l'approche WTMM, nous l'avons appliqué sur un électrocardiogramme de la base MIT (ECG n°100) et nous décrivons ci-dessous les différentes étapes de cette opération :

Etape 1 :

Nous décomposons le signal par la WTMM en utilisant la fonction gaussienne comme ondelette mère. Elle est infiniment dérivable et permet toutes les mesures de régularités. Elle conserve les modulus maxima (les pics marquants de l'ECG) au cours de l'analyse multi-échelle.

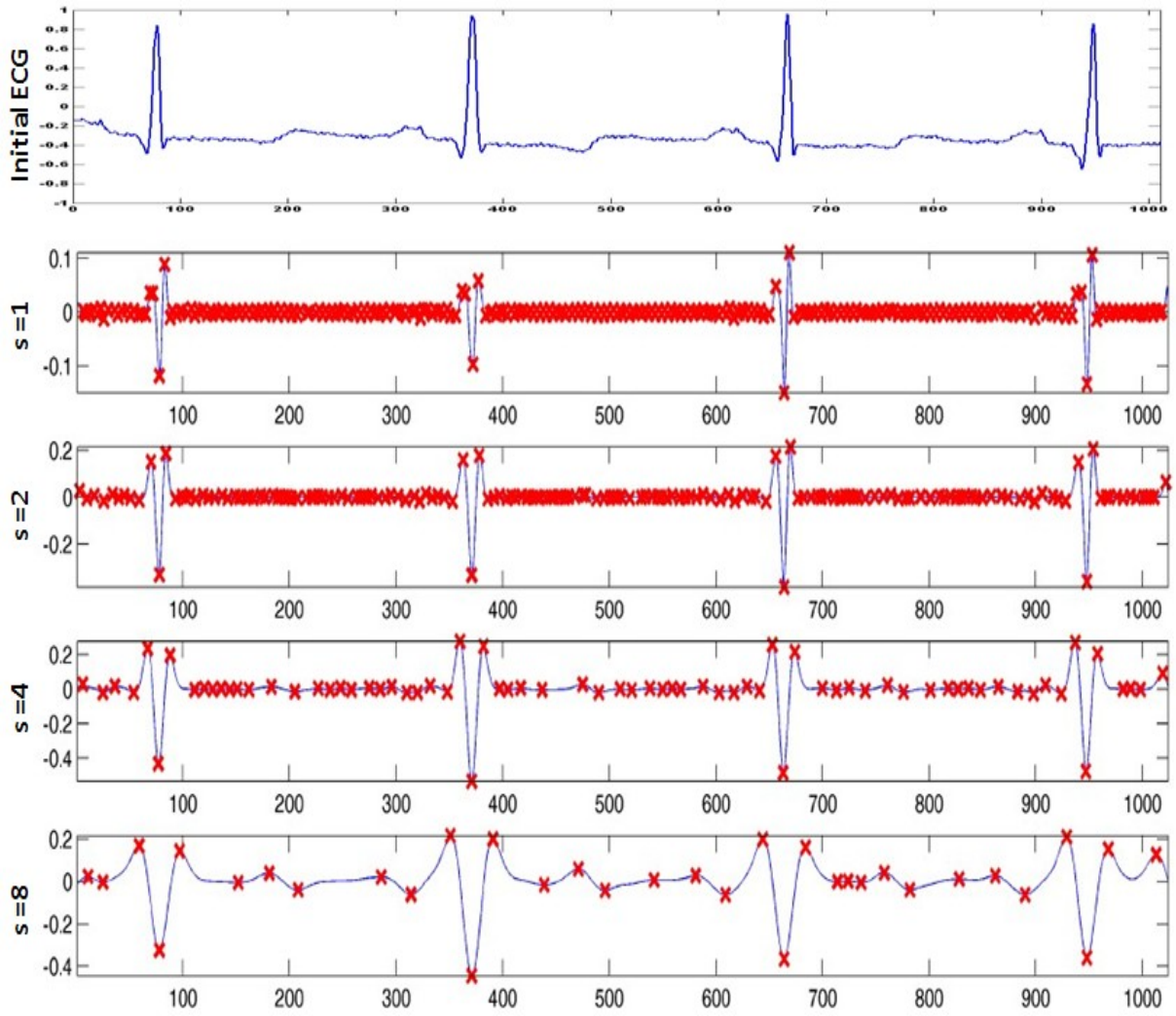


FIGURE 6.2 – Analyse multi-échelle du signal ECG (MIT 100) : 1ère, 2ème, 4ème et 8ème échelle, en utilisant l'ondelette mère chapeau Mexicain. Dans les premières échelles, les maxima locaux correspondent aux bruits et aux pics mais au fur et à mesure de l'analyse, il y a disparition des bruits et nous ne conservons que les maxima locaux correspondant aux pics marquants.

Etape 2 :

Nous déterminons, en fonction des échelles de la TO, l'évolution logarithme du module de chaque maxima local de l'ECG analysé. Nous obtenons des lignes verticales de maxima qui convergent, en allant vers les échelles fines, vers les positions des pics R (figure 6.3). En utilisant un seuillage des amplitudes, nous séparons les pics R des autres maxima détectés de l'ECG. Au cours des échelles, nous distinguons les lignes du module maxima correspondant

à ces pics R (figure 6.4), nous obtenons des cônes d'influence [90] délimitant les complexes QRS et dont les sommets convergent vers les positions des pics R de l'ECG étudié.

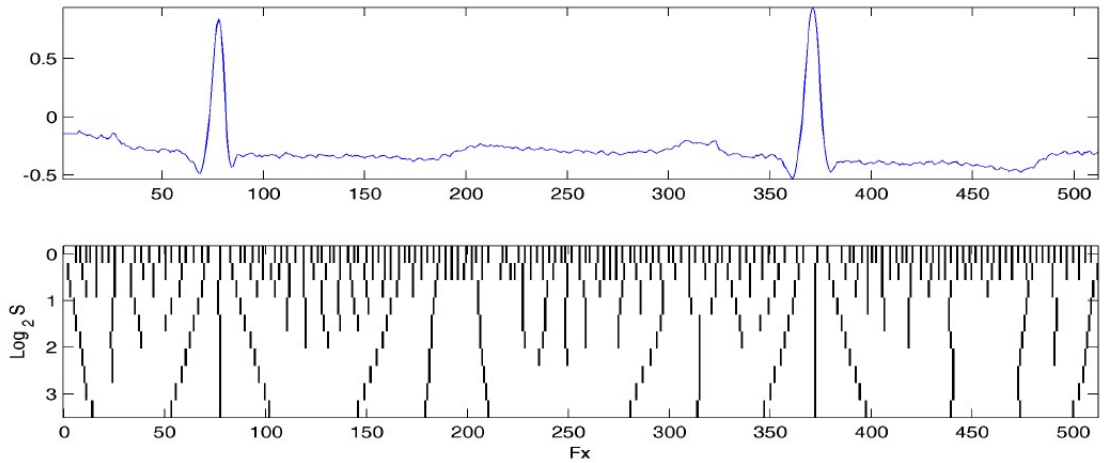


FIGURE 6.3 – Signal initial ECG (MIT 100) et les lignes des maxima de module (WTMM) à différentes échelles. Ces différents segments correspondent à la détection des maxima locaux au cours de l'analyse multi-échelle.

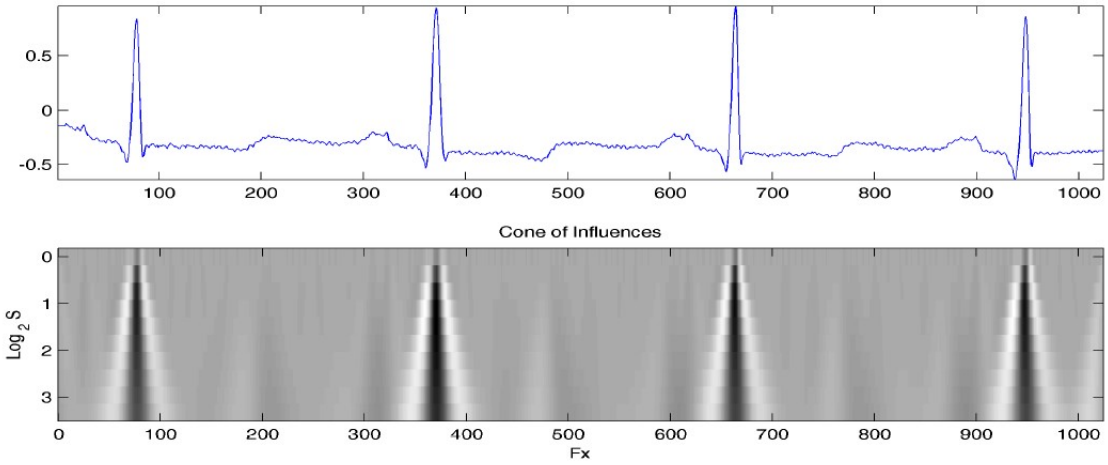


FIGURE 6.4 – Signal initial ECG (MIT 100) et les cônes d'influence déterminés par les exposants de Lipschitz après la suppression des maxima locaux dans les premières échelles. Les sommets de ces cônes correspondent aux positions des pics R et leurs aires contrastées forment l'enveloppe des complexes QRS.

6.2.2.4 Critères de classification

En appliquant la TO sur un signal ECG (MIT 100), nous obtenons une décroissance de l'amplitude de la transformée en ondelettes en fonction de l'échelle qui est liée à la régularité ponctuelle et globale du signal. Mesurer cette décroissance asymptotique revient à faire un zoom sur les structures de l'ECG à différentes échelles. Nous estimons le coefficient de Lipschitz pour chaque extrema et nous utilisons un classifieur pour extraire ceux correspondant aux pics R de l'ECG :

a- Estimation du coefficient de Lipschitz

Si nous considérons le cas du point à l'abscisse $x_0 = 380$ de l'ECG (MIT 100) pour lequel nous mesurons les coefficients d'ondelettes $Log|Wf(ECG_{(MIT100)}, x_0 = 380)|$ obtenus par la WTMM en fonction des échelles $Logs$ (figure 6.5), nous pouvons estimer le coefficient de Lipschitz correspondant à ce point ($x_0 = 380$) :

- en utilisant la relation 6.4, $Log|Wf(u,s)|$ en fonction de $Log(s)$ est une droite dont le coefficient directeur est : $(\alpha + 1/2)$
- en calculant le coefficient directeur de la zone linéaire de la caractéristique de la figure 6.5 : $\alpha + 1/2 = \frac{\triangle Log|Wf(u,s)|}{\triangle Log(s)} = \frac{4{,}3}{2{,}22} = 1,93$
- on en déduit la valeur du coefficiant de Lipschitz au point ($x_0 = 380$), elle correspond à $\alpha = 1.43$. Cette valeur indique que le signal ECG est dérivable plus qu'une fois en ce point.

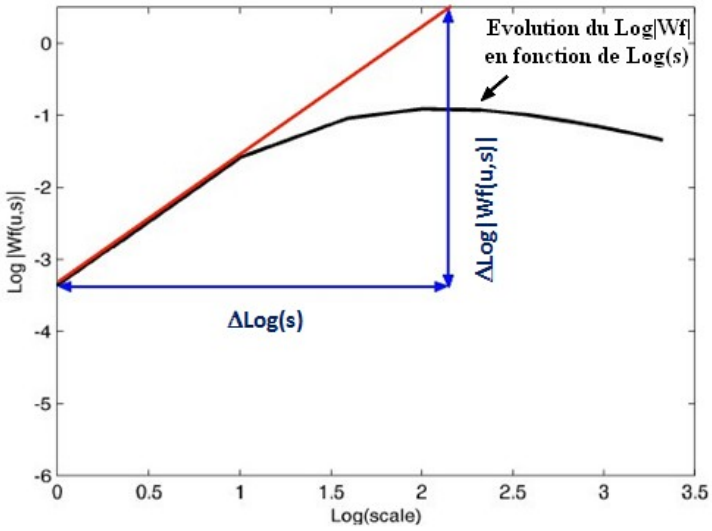


FIGURE 6.5 – Evolution logarithmique du module$|Wf(s, x_0)|$ en fonction de $Log_2 s$ (échelle de l'ondelette) au point $x_0 = 380$ de l'ECG n°100 de la base MIT. On obtient une zone linéaire dont le coefficient directeur permet de déterminer le coefficient de Lipschitz correspondant au point d'abscisse$x_0 = 380$.

En utilisant ce même procédé pour l'ensemble des maxima locaux détectés par l'application de la WTMM au signal ECG, nous pouvons les placer dans un classifieur basé sur les amplitudes et les estimations Lipschitz des pics locaux, ce qui permet l'identification des pics R des autres maxima du signal ECG.

b- Classifieur

Afin d'extraire les pics R des ECG parmi les autres maxima détectés par la WTMM, nous avons utilisé un classifieur des complexes QRS basé sur deux paramètres :

1. Amplitude des maxima détectés par la WTMM, utilisable dans le cas des ECG avec des pics R facilement identifiables.
2. Les valeurs des coefficients Lipschitz de ces maxima (cf. 6.2.2.4), utilisable dans le cas des ECG bruités ou avec des pics R faibles ou inversés.

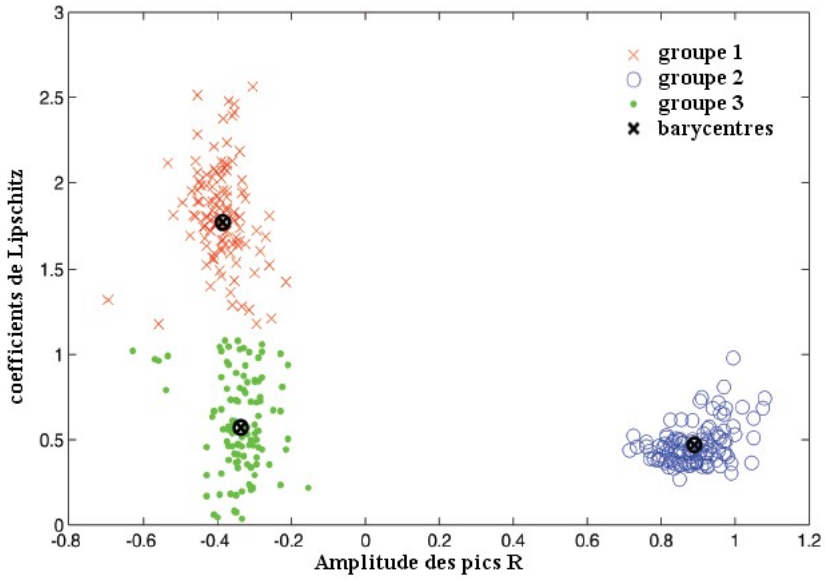


FIGURE 6.6 – En classifiant les coefficient de Lipschitz des maxima détectés dans l'ECG en fonction des amplitudes permet d'identifier différents groupes de maxima. Les pics R ont des valeurs de Lipschitz limitées entre [0.3 ; 1.5], cela permet d'extraire des maxima localisés dans l'ECG ceux correspondants aux pics R (MIT n°100).

En observant l'évolution des valeurs des coefficients Lipschitz en fonction des amplitudes (figure 6.6), nous avons classé en différents groupes les maxima détectés dans l'ECG et nous avons réalisé que les pics R correspondent à des valeurs de Lipschitz limitées entre [0.3 ; 1.5]. Ce classifieur permet d'identifier le groupe des pics R parmi les maxima détectés dans le signal ECG.

6.2.2.5 Résultats et discussion

Nous avons testé la WTMM sur 26 signaux ECG de la base MIT-BIH (Tableau 6.1) en comparant les positions réelles des pics R avec celles détectées par la WTMM [91] sur deux ECG testés (n°217 et n°233). L'approche WTMM donnent des résultats très satisfaisants pour la localisation des pics R ; ce qui va nous servir dans le PCG à localiser la position des sons B1. Pour le moment cette approche ne permet pas de délimiter les ondes P et T de l'ECG, et d'aider à la localisation des sons B2 et B3 du PCG. Ci-dessous, nous rappelons les paramètres d'évaluation de la performance de localisation que nous utilisons (cf. 3.5.1) :

- VP (vrais positifs) : correspondent aux réelles positions des pics R de l'ECG, localisées par la WTMM
- FP (faux positifs) : correspondent à des positions des pics R détectées par la WTMM alors qu'ils n'existent pas dans l'ECG, c'est une erreur de détection
- FN (faux négatifs) : correspondent à la non localisation des pics R par la WTMM alors qu'ils existent réellement dans le signal ECG
- S_e : critère mesurant la sensibilité de l'approche WTMM, il représente le pourcentage de vrais positifs VP (la prédiction correspondant réellement à la détection) par rapport au total des prédictions justes
- P^+ : critère mesurant la précision de l'approche WTMM dans la détection des pics R des ECG, il représente le pourcentage de vrais positifs VP par rapport au total des prédictions (justes et fausses) déterminées par l'algorithme

Ces mesures montrent que l'algorithme WTMM associé au classifieur des maxima détectés dans le signal est une approche précise et très satisfaisante pour la détection des pics R des signaux ECG complexes : sans prétraitement (bruités, contenant une ligne de base des interférences), avec des pics R inversés ou avec des ondes T ou P plus marquantes que le pic R. La WTMM nécessite un temps de calcul plus long lié à la décomposition par la TOC et fait intervenir une fonction externe au signal (ondelette mère). C'est une approche qui n'est pas très appropriée pour un dispositif mobile à faible coût, mais elle peut servir dans un second temps pour la confirmation du diagnostic médical.

Dans le souci de mettre en place une approche plus rapide et plus adaptée au dispositif mobile, nous présentons dans la section suivante, une nouvelle approche de détection des pics R et de délimitation des ondes P et T, applicable sur des ECG pré-traités (débruitage en amont par l'EDA 5.5) avec un temps de calcul plus court que la WTMM. C'est un algorithme plus approprié aux dispositifs mobiles d'intervention.

ECG (MIT)	Total battements	VP	FN	FP	$S_e(\%)$	$P^+(\%)$
100	113	113	0	0	100	100
101	103	106	0	0	100	100
102	111	110	0	1	100	99.10
105	126	126	0	0	100	100
106	102	102	9	0	91.89	100
109	135	134	0	1	100	99.26
111	105	104	0	1	100	99.05
113	88	87	0	1	100	98.89
115	95	95	0	0	100	100
117	77	77	0	0	100	100
118	110	110	0	0	100	100
122	132	132	0	0	100	100
124	75	75	0	0	100	100
201	136	135	0	0	100	99.26
202	81	80	0	1	100	98.77
205	135	135	0	0	100	100
208	156	156	0	0	100	100
210	142	142	0	0	100	100
212	137	133	0	4	100	97.08
213	168	163	0	5	100	97.02
217	110	102	0	8	100	92.73
219	116	115	0	1	100	99.14
223	113	113	7	0	94.29	100
232	88	88	2	0	97.83	100
233	183	127	0	56	100	69.4
234	140	140	0	0	100	100

TABLE 6.1 – Résultats des tests de la WTMM sur certains ECG de MIT database : la localisation des pics R est supérieur à 97% pour 92.3% des signaux testés.

6.2.3 Localisation des pics R par l'approche NFLS

L'approche NFLS (Nonlinear Filtering Scheme) a été développée par Laligant et al 2010 [92] pour la détection des contours d'une image. Elle réalise un filtrage non linéaire. Nous avons adapté cette approche pour la détection du complexe QRS et la délimitation des ondes P et T d'un ECG en localisant leur début et fin, mais aussi pour le débruitage de ces signaux.

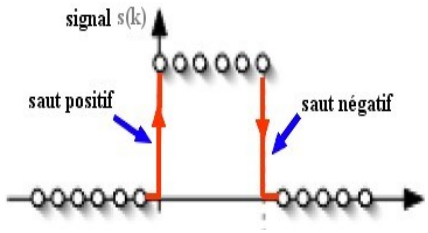
Pour valider les performances de localisation réalisées par nos algorithmes basés sur la NFLS, nous les avons testés sur des signaux réels de la base de donnée MIT-BIH Arrhythmia

Database (fréquence d'échantillonnage : $f_e = 250Hz$) et comparé ses performances à d'autres approches de référence dans ce domaine. Pour tester la robustesse des performances de la NFLS au bruit, nous l'avons appliquée sur des signaux synthétiques bruités avec du bruit gaussien de différents niveaux.

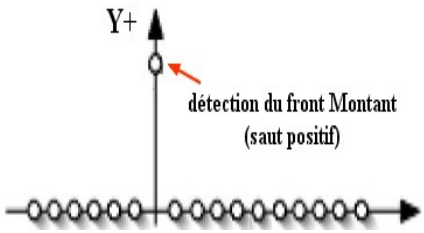
6.2.3.1 Principe

Le principe de l'approche NFLS est basé sur la détection des transitions d'un signal échantillonné $S(k)$. Le signal Y_+ contient les détections des points montants avec une localisation choisie sur le point haut de la transition (saut positif) (figure 6.7b), et le signal Y_- contient les détections des points descendants montants avec une localisation choisie sur le point bas de la transition (saut négatif) (figure 6.7c). La somme $(Y_+ + Y_-)$ permet de localiser toutes les transitions du signal (figure 6.7d). Deux filtres de détection $F_+(z)$ et $F_-(z)$ sont proposés, avec :

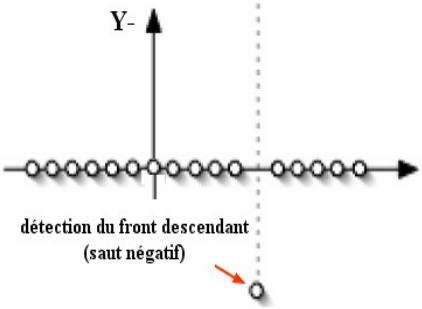
$$\begin{cases} F_+(z) = 1 - z^{-1} \\ F_-(z) = -F(z-1) \end{cases} \tag{6.5}$$



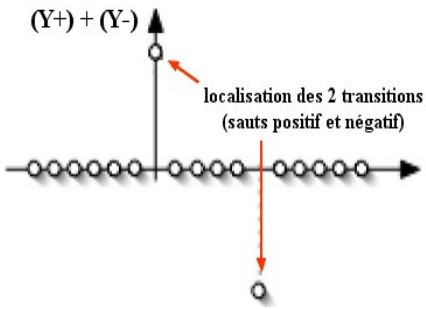
(a) Exemple de signal numérique s(k) avec un saut positif et un saut négatif



(b) Localisation de la transition montante (saut positif) dans le signal : Y_+



(c) Localisation de la transition descendante (saut négatif) dans le signal : Y_-



(d) Localisation des deux transitions du signal initial par la somme : $Y_+ + Y_-$

FIGURE 6.7 – Localisation des transitions d'un signal échantillonnés par l'extraction de la position des fronts montant (saut positif) et descendant (saut négatif) ; une approche utilisable pour la localisation des transitions de l'ECG et la détection des pics R, P, T.

La réponse de ces deux filtres est sélectionnée à l'aide d'un opérateur de seuillage et permet donc d'obtenir deux signaux Y_+ et Y_- contenant les sauts positifs et négatifs du signal. Les expressions de ces composantes :

$$\begin{cases} Y_+ = T(F_+(z)S(z)) \\ Y_- = -T(F_-(z)S(z)) \end{cases} \tag{6.6}$$

L'opérateur de seuillage est défini par l'expression suivante :

$$T(x) = \begin{cases} x & si\, x \geq 0 \\ 0 & si\, non \end{cases} \tag{6.7}$$

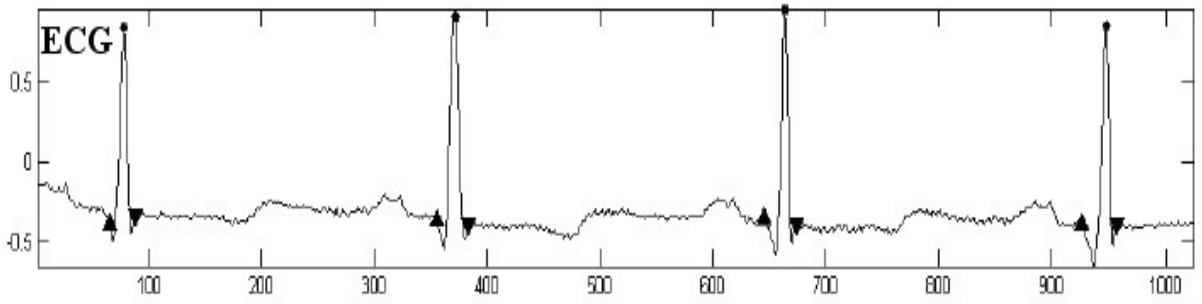
Le signal initial S peut être considéré comme la composition de deux signaux S_+et S_- contenant les sauts positifs et négatifs du signal :

$$\begin{cases} S_+[k] = S_+[k-1] + Y_+[k] \\ S_-[k] = S_-[k-1] + Y_-[k-1] \end{cases} \tag{6.8}$$

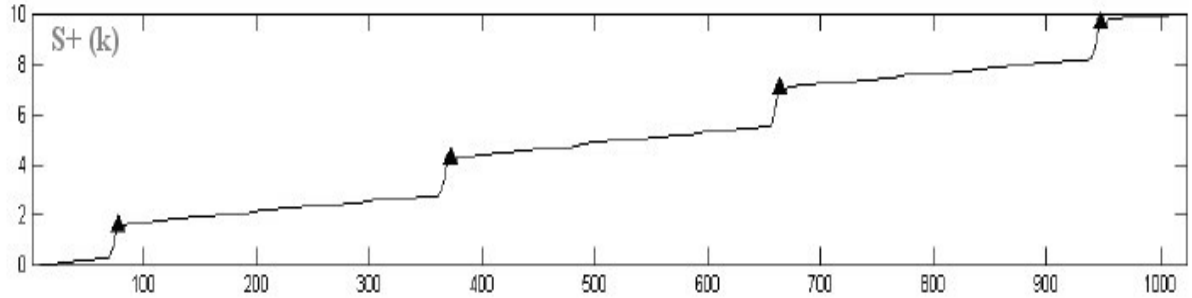
6.2.3.2 Localisation du complexe QRS par NFLS

Lorsqu'on l'applique sur un signal ECG (figure 6.8a), l'approche NFLS extrait la composante S_+ (figure 6.8b) qui contient les transitions positives correspondant aux segments QR du complexe QRS et la composante S_- (figure 6.8c) qui contient les transitions négatives correspondant aux segments RS du complexe QRS.

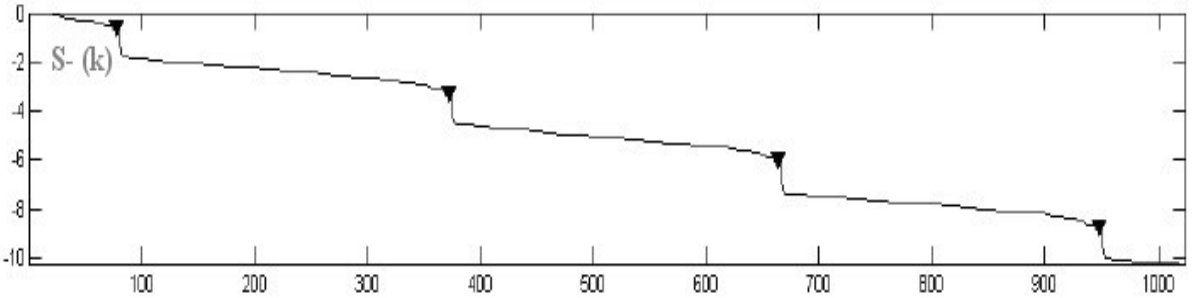
Une opération de seuillage à 60 % des maxima des composantes S_+ et S_- permet une conversion des transitions montantes et descendantes de l'ECG en une suite de sauts dont la position ramenée dans l'ECG permet de localiser les pics R dans une fenêtre de $\pm 5 pixels$.



(a) ECG Synthétique



(b) Localisation par NFLS, des transitions positives S^+ du complexe QRS de l'ECG



(c) Localisation par NFLS, des transitions négatives S_- du complexe QRS de l'ECG

FIGURE 6.8 – Localisation des pics R par l'approche NFLS : dans un premier temps nous localisons les transitions positives S^+ qui correspondent au début des complexes QRS puis les transitions négatives S_- correspondants à la fin des complexes QRS. Après la délimitation de chaque QRS nous localisons les pics R qui s'y trouvent en déterminant le maxima limité dans cette fenêtre.

Algorithme 6.1 Algorithme de détection du complexe QRS par l'approche NFLS

Algorithm 6: QRS Complex Peak Detection in Real ECG

Input: ECG Signal, QRS peaks total number (R_No)

```
1. ECGs = smooth(ECG)                    % filtering
2. [Y+, Y-] = NLFS(ECG)                  % Applying 1D NLFS to get Y+
3. difY+ = diff(Y+)                      % Differentiate Y+
4. if "difY+<0.6*max(difY+)"             % Thresholding
   TdifY+ = 0 \
   else
   TdifY+=difY+

5. for "i = 1:R_No"                      %Linear search for the end of peaks
      5.1 Find the end of the peak, Ci
      5.2 Rith= Max(ECG(Ci-5, Ci+5))
      5.3 Register Rith as a position for i^th QRS peaks

   end

6. RR_line=diff(R_peaks)                 %subtract each R peaks from its adjacent value
```

Output: QRS Peaks Position, RR Line

Ci-dessous les différentes étapes de l'algorithme NFLS (figure 6.8), pour la localisation des pics R d'un ECG :

- charger un signal ECG (MIT-BIH Arrhythmia Database)
- extraction de la composante S_+ de l'ECG contenant les transitions montantes du signal et la composante S_- contenant les transitions descendantes du signal
- seuillage à 60% du max de la composante S_+ et S_- puis extraction des positions dont l'amplitude est supérieur à ce seuil. On obtient une délimitation du complexe QRS
- à partir des sauts positifs du signal S_+ nous obtenons les positions début (saut QR) du complexe QRS.
- à partir des sauts négatifs du signal S_- nous obtenons les positions fin (saut RS) du complexe QRS.
- à partir de ces positions début et fin du QRS, nous obtenons une fenêtre de localisation du complexe QRS.
- à partir de la largeur de cette fenêtre, nous mesurons la durée du complexe QRS et nous localisons les pics R de l'ECG (localisation de l'amplitude maximale dans chacune de ces fenêtres QRS).

– nous mesurons les intervalles RR à partir des écarts temporels d'un pic R à l'autre. Des valeurs RR, nous déterminons la fréquence cardiaque moyenne et la VCF (variabilité fréquentielle cardiaque) du rythme cardiaque.

6.2.3.3 Résultats et discussion

Pour évaluer les performances de la détection du complexe QRS par l'approche NFLS, nous l'avons testée sur des ECG avec arythmie de la base MIT (MIT-BIH Arrhythmia Database), en mesurant l'erreur moyenne m (en ms) de la délimitation des complexes QRS réalisée automatiquement par la NFLS et les mesures prélevées par les cardiologues (Tableau 6.2). L'approche NFLS apporte une meilleure localisation des pics R qu'une approche basée sur le seuillage qui présente ses limites lorsque les pics R sont inversés ou leurs amplitudes sont faibles par rapport aux autres ondes.

ECG (MIT Référence)	Paramètre	localisation	erreur moyenne : m (en ms)
100	QRS_début	226	-2.7
	QRS_fin	226	-2.2
105	QRS_début	253	-4.1
	QRS_fin	253	-3.7
113	QRS_début	179	-3.5
	QRS_fin	179	-3.3
124	QRS_début	151	-6.2
	QRS_fin	151	-6.7
205	QRS_début	272	-2.4
	QRS_fin	272	-2.6
234	QRS_début	281	-3.9
	QRS_fin	281	-4.1

TABLE 6.2 – Délimitation par NFLS des complexes QRS des ECG avec arythmie de la base MIT. L'erreur moyenne m (en ms) des mesures, du début (QRS_début) et de la fin (QRS_fin) des complexes QRS, permet de comparer l'écart entre les détections effectuées automatiquement par la NFLS et celles prélevées par un expert en cardiologie. Ces mesures montrent une très bonne performance de la NFLS pour la délimitation des complexes QRS des ECG.

Même si ces signaux ECG présentent une arythmie cardiaque, nous mesurons une erreur moyenne comprise entre $2.2ms$ et $6.7ms$ (1 à 2 pixels d'écart). Nous concluons que la méthode NFLS présente de bonnes performances pour la délimitation automatisée du complexe QRS.

6.3 Délimitation des ondes P et T par l'approche NFLS

Pour délimiter les ondes P et T d'un signal ECG, nous devons mesurer le début et la fin de chacune de ces ondes. Pour cela nous avons utilisé, comme référence, la localisation des pics R par l'approche NFLS (6.2) : une fois les pics R détectés par l'approche NFLS, nous avons utilisé un fenêtrage à mi-distance des intervalles RR (zone de largeur $40ms$ avant et après chaque pic R) dans lequel nous appliquons l'approche NFLS pour obtenir les nouvelles composantes S_+ et S_- avant et après chaque pic R, elles serviront à délimiter les ondes P et T.

Algorithme 6.2 Localisation de l'onde T par NFLS

Input: ECG Signal, Y_+,(R_No), RR line, Sampling Rate (FS)

1. w_0= R-peak position +0.04*FS; % determining the beginning of search window
2. w_1= R-peak position + RR/2; % determining the end of the search window
3. $Y_+ = Y_+(w_0, w_1)$
4. $difY_+ = diff(Y_+)$
5. **for** '$i=w_0 : w_1$'
   when $difY_+(i)$ ~= 0
   T-Onset=i
   End

Output: T-wave Onset position

Une fois les pics R localisés nous déterminons les limites des fenêtres de recherche qui devraient contenir les ondes P et T. Ces calculs sont donnés par les équations suivantes :

– délimitation de l'onde P (délimitation P) :

$$\begin{cases} P_d = Pos(R) - 40ms \\ P_f = Pos(R) - \frac{RR}{2} \end{cases} \tag{6.9}$$

– délimitation de l'onde T (délimitation T) :

$$\begin{cases} T_d = Pos(R) + 40ms \\ T_f = Pos(R) + \frac{RR}{2} \end{cases} \tag{6.10}$$

Où (P_d, P_f) et (T_d, T_f) représentent les limites des fenêtres de localisation des ondes P et T. A partir de la position des pics R, on détermine les intervalles RR pour diagnostiquer une

arythmie cardiaque, puis une zone de recherche de largeur maximale de $40ms$ (la médiane : $\frac{RR}{2}$) avant le pic R pour localiser l'onde P et après le pic R pour localiser l'onde T.

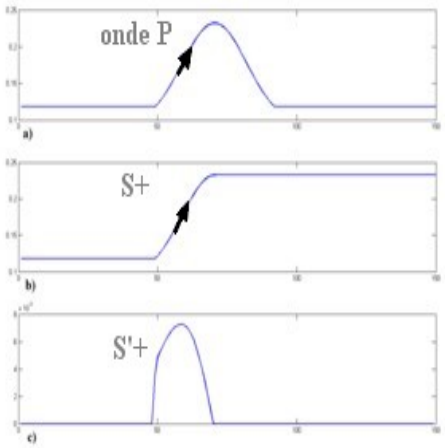


FIGURE 6.9 – Délimitation du début de l'onde P d'un ECG par l'approche NFLS : a) A partir de la position du pic R, on réalise un fenêtrage de la zone de l'ECG contenant l'onde P . b) détection par la NFLS du début et de la fin du saut positif $S+$ (transition montante) de l'onde P. c) délimitation par NFLS du début P_d de l'onde P.

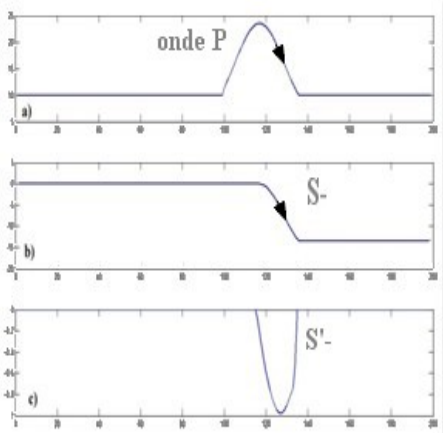


FIGURE 6.10 – Délimitation de la fin de l'onde P d'un ECG par l'approche NFLS : a) A partir de la position du pic R, on réalise un fenêtrage de la zone de l'ECG contenant l'onde P . b) détection par la NFLS du début et de la fin du saut négatif $S-$ (transition descendante) de l'onde P. c) délimitation par NFLS de la fin P_f de l'onde P.

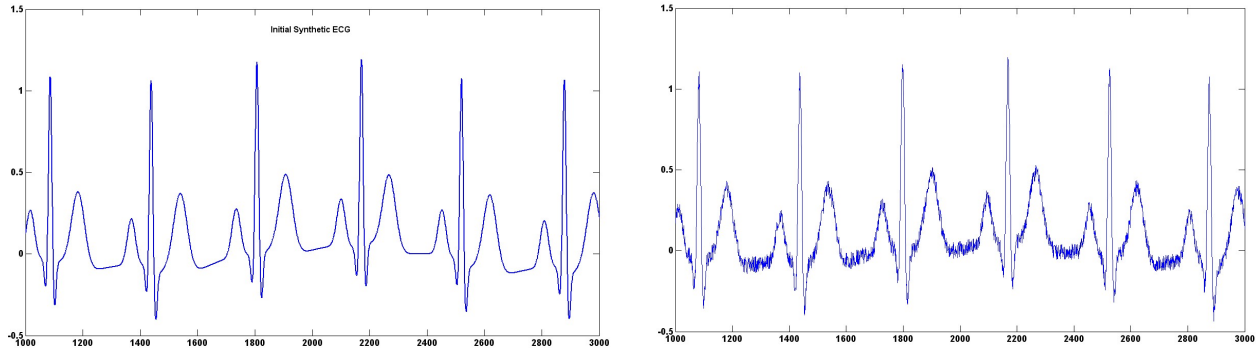
Dans chaque fenêtre limitée par les bornes (P_d, P_f) et (T_d, T_f) avant et après les positions des pics R, nous appliquons l'approche NFLS pour obtenir les signaux S_+ (figure 6.9) et S_- (figure 6.10) de l'onde P (NFLS appliquée avant R) et de l'onde T (NFLS appliquée après R). Les transitions positives et négatives de ces composantes marquent le début et la fin des ondes P et T et à partir de leurs poditions nous délimitons les ondes P et T.

6.3.1 Influence du bruit sur les performances de la NFLS

Pour tester les performances de l'approche NFLS sur des signaux ECG bruités, nous avons généré un signal ECG synthétique qui comporte seize battements en utilisant l'algorithme présenté par le modèle dynamique publié par McSharry et al. "A Dynamical Model for Generating Synthetic Electrocardiogram Signals" [37]. Au signal ECG synthétique généré nous ajoutons un bruit additif gaussien avec $(0.25 \leq \sigma_b \leq 2)$. Nous obtenons ainsi un ECG synthétique bruité avec huit niveaux de bruits (Tableau 6.3) dont le RSB varie de $11.3db$ à $7.74db$.

Niveau du bruit	L1	L2	L3	L4	L5	L6	L7	L8
σ_b	0.25	0.50	0.75	1	1.25	1.50	1.75	2
$RSB(db)$	11.3	10.69	10.09	9.74	9.47	8.69	8.08	7.74

TABLE 6.3 – Au signal ECG synthétique généré nous ajoutons un bruit additif gaussien avec huit valeurs différentes de variances. Nous obtenons ainsi un ECG synthétique bruité avec huit niveaux de bruits



(a) ECG synthétique initial avec des pics R, ondes P et T identifiables

(b) Ce même signal synthétique bruité avec un bruit gaussien d'écart type $\sigma_b = 0.05$

FIGURE 6.11 – Signal ECG synthétique généré par l'algorithme présenté par le modèle dynamique publié par McSharry et al.

Nous avons appliqué l'approche NFLS à ces signaux afin de détecter le pic R, de localiser le début et la fin de l'onde P, de localiser le début et la fin de l'onde T (figure 6.11). Ensuite, nous avons mesuré la sensibilité $S_e(\%)$ de la détection par NFLS de ces caractéristiques de l'ECG en fonction du niveau du bruit.

La figure 6.12 montre que l'approche NFLS présente une bonne robustesse au bruit pour détecter l'apparition et la fin de l'onde P, sans grande différence dans la sensibilité jusqu'à un bruitage additif $\sigma_b = 1.25$. Au delà, la NFLS perd son efficacité de délimitation de l'onde P. Pour la détection du pic R, la NFLS présente une bonne performance jusqu'à un bruitage additif avec $\sigma_b = 1.50$, ainsi que pour la détection de l'apparition et la fin de l'onde T jusqu'à un bruitage additif avec $\sigma_b = 1.75$.

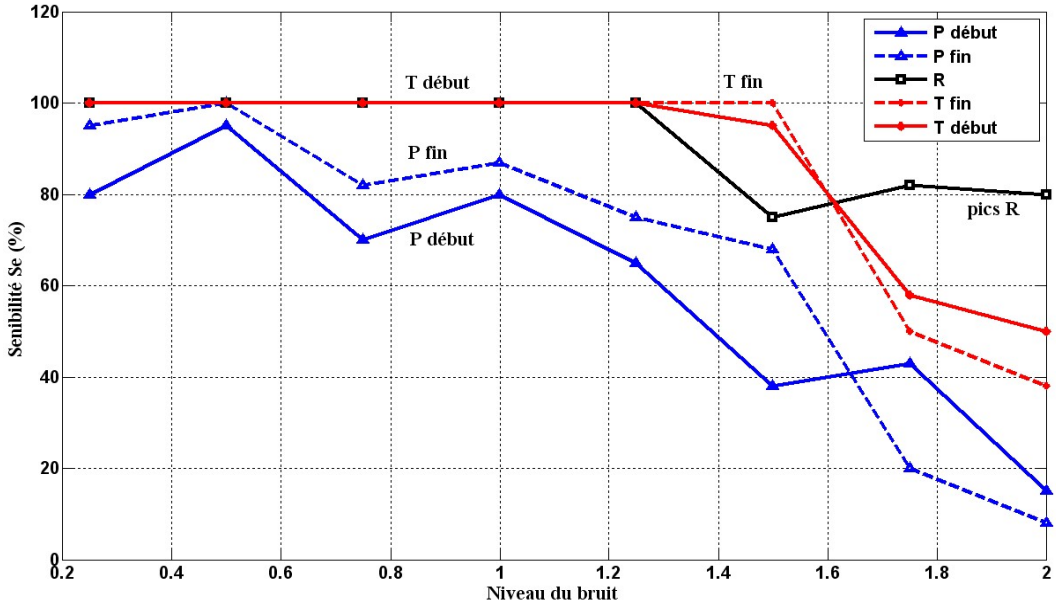


FIGURE 6.12 – Evolution de la sensibilité $S_e(\%)$ de la détection par NFLS des caractéristiques de l'ECG synthétique en fonction du niveau du bruit. L'approche NFLS réalise de bonnes performances de localisation des pics R et de délimitation de l'onde T même en présence d'un assez fort niveau de bruit.

6.3.2 Résultats et discussion

Pour évaluer les performances de NFLS (6.4) à localiser le début et la fin de l'onde P, à délimiter le complexe QRS et localiser la fin de l'onde T, nous avons comparé nos mesures réalisés par l'approche NFLS avec celles des trois meilleurs algorithmes et approches utilisés dans ce domaine de recherche (Tableau 6.5) : algorithme basé sur les ondelettes [93], algorithme LPD [94], algorithme bayésien de détection et d'estimation [51].

	$S_e(\%)$	$P^+(\%)$	erreur moyenne : $m\,(ms)$	écart-type : $\sigma\,(ms)$
$P_{début}$	75.16	75.16	1.48	11.55
P_{fin}	71	71	-1.747	13.57
QRS	98.43	98.88	-3.251	2.487
T_{fin}	90.7	90.7	-7.93	12.396

TABLE 6.4 – Résultats de l'approche NFLS appliquée sur 12 signaux ECG de la base MIH-BIT (fréquence d'échantillonnage : $f_e = 250Hz$) contenant 300 battements. Nous avons mesuré la prédictivité positive $P^+(\%)$ et la sensibilité $S_e(\%)$ pour chaque enregistrement, et nous avons déterminé l'erreur moyenne $m\,(ms)$ et l'écart type $\sigma\,(ms)$ de ces paramètres en comparaisant avec les mesures réalisées manuellement par un expert en cardiologie.

Pour cela, nous avons mesuré la prédictivité positive $P^+(\%)$ et la sensibilité $S_e(\%)$ de la localisation pour chaque enregistrement, et nous avons déterminé l'erreur moyenne $m\,(ms)$ de ces paramètres en prenant comme référence les mesures réalisées manuellement, sur les douze signaux, par un expert en cardiologie. L'approche NFLS donne des résultats moins performants pour la délimitation de l'onde P (début P_d et fin P_f de l'onde P) mais réalise de bonnes performances pour la localisation de la fin de l'onde T (T_f) et pour la détection des pics R du complexe QRS.

Approche	Paramètres de performances	$P_{début}$	P_{fin}	QRS	T_{fin}
NFLS	$S_e(\%)$	75.16	71	98.88	90.7
	$P^+(\%)$	75.16	71	98.88	90.7
	$m\,(ms)$	1.48	-1.7	-3.2	-7.9
TO [93]	$S_e(\%)$	98.87	98.75	99.92	99.77
	$P^+(\%)$	91.03	91.03	99.88	97.79
	$m\,(ms)$	2	1.9	NA	-1.6
LPD [94]	$S_e(\%)$	97.7	97.70	NA	99.90
	$P^+(\%)$	91.17	91.17		97.71
	$m\,(ms)$	14	-0.1		13.5
Bayes [51]	$S_e(\%)$	99.6	99.6	NA	100
	$P^+(\%)$	NA	NA		NA
	$m\,(ms)$	1.7	2.5		2.7

TABLE 6.5 – Résultats de l'approche NFLS appliquée sur 12 signaux ECG choisis au hasard dans la base MIH-BIT. Pour comparer ses performances avec les algorithmes les plus utilisés pour la délimitation des ondes P et T : TO[93], LPD [94], Bayes [51], nous avons mesuré la prédictivité positive $P^+(\%)$ et la sensibilité $S_e(\%)$ pour chaque enregistrement, et nous avons déterminé l'erreur moyenne $m\,(ms)$ de ces paramètres en prenant comme référence les mesures réalisées manuellement par un expert en cardiologie. L'algorithme NFLS donne des résultats moins performants pour la délimitation de l'onde P mais réalise des bonnes performances pour la localisation de la fin de l'onde T (T_f) et pour la détection des pics R du complexe QRS. (NA=Non Analysé)

L'approche NFLS appliquée aux signaux ECG est une approche intéressante aux performances perfectibles. Elle présente les caractéristiques suivantes :

1. c'est un algorithme rapide et simple à mettre en place, ce qui le rend pratique pour les systèmes d'analyse d'ECG en temps réel. C'est une approche plus adaptée à un dispositif mobile d'examen en cardiologie
2. elle obtient de bonnes performances pour la localisation et la délimitation du complexe QRS et pour les ondes P et T. Ces données serviront dans la localisation des sons B1, B2, B3 du PCG
3. NFLS reste efficace sur des ECG bruité mais dont les composantes R, P, T sont encore identifiables

Cette méthode présente des limitations détaillées dans la section suivante.

6.3.3 Les limites de l'approche NFLS

Comparé à d'autres méthodes appliquées sur les ECG (les ondelettes [93], algorithme bayésien de détection et estimation [51]), l'approche NFLS est moins performante pour la délimitation de l'onde P mais réalise de bonnes performances pour localiser la fin de l'onde T (T_f) et détecter les pics R du complexe QRS. Les limites de l'approche NFLS sont principalement liées :

1. à la largeur du fenêtrage de détection des ondes P et T. Dans certains ECG il y a recouvrement des ondes P ou T avec le complexe QRS. Ce chevauchement situe le début ou la fin des ondes P ou T en dehors de la fenêtre de recherche.
2. la corrélation de la détection des ondes P et T avec la localisation des pics R. Si il y a une erreur dans la détection des pics R, il y aura erreur dans la délimitation des ondes P et T.
3. Pour certaines morphologies des ECG réels avec des ondes inversées ou biphasique (5% des cas), l'approche NFLS comme toutes les approches de détection, est incapable de délimiter les ondes P et T.

6.4 Conclusion

En comparant les deux approches que nous avons développées, la WTMM semble plus robuste, applicable sur des signaux réels fortement bruités ou présentant des anomalies (inversion des pics R ou des ECG avec des pics R d'amplitude faible) avec une bonne précision dans la localisation des pics mais elle demande un temps de calcul plus long et ne délimite pas les ondes P et T. L'approche WTMM est moins adaptée à un dispositif mobile d'alertes cardiaques ou pour des interventions d'urgences. Elle servira pour un dispositif en clinique ou pour la confirmation d'un diagnostic médical.

L'approche NFLS semble plus adaptée à un dispositif mobile, elle est simple à mettre en place et plus rapide en terme de temps d'exécution. L'approche NFLS présente de bonnes

performances de localisation des pics R et de délimitation des ondes P et T (essais réalisés sur des ECG réels de la base MIT). La précision de ces détections servira par la suite, en utilisant la synchronisation du PCG avec l'ECG, à la localisation des sons B1, B2 et B3 des phonocardiogrammes. La NFLS est robuste en cas de signaux cardiaques faiblement bruités (essais réalisés pour le moment sur des ECG synthétiques) et peut-être améliorée avec prétraitements par EDA. Cependant, la méthode NFLS présente certaines limites liées au seuillage utilisé pour localiser les pics R et au fenêtrage nécessaire pour détecter les ondes P et T avant et après chaque pic R détecté. L'approche NFLS ne localise pas, pour le moment, les pics R faibles face à des ondes P ou T d'amplitudes plus marquantes.

6.5 Détection des signatures du PCG

Dans cette partie nous présentons nos travaux de localisation et d'analyse des sons B1 et B2 des PCG. Nous avons travaillé sur des phonocardiogrammes réels (PCG non synthétique enregistrés en clinique) et sans aucun traitement (signaux bruts) issu de CARDIAGS SAS database (signaux enregistrés au service cardiologie de l'hôpital Jean Bouveri - 71300 Montceau les Mines). Avant d'analyser ces enregistrements, nous les avons filtrés par un filtre passe-bande ($20Hz < f < 1000Hz$) (cf. 2.4.3) pour ne conserver que des informations sur les activités cardiaque et pulmonaire. Au delà et en deça, ce sont des artefacts et des bruits liés à l'environnement d'enregistrement.

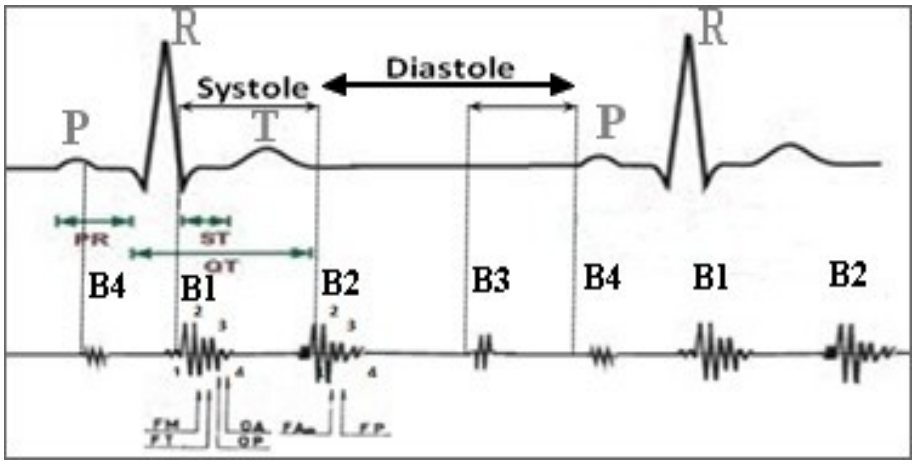


FIGURE 6.13 – Synchronisation du PCG filtré avec l'ECG : le son B1 se trouve à la fin du pic R, le son B2 se trouve à la fin de l'onde T et le B4 coïncide avec le début de l'onde P. On distingue les phases systole et diastole avec le son B3 qui se trouve au milieu de la diastole. Les sons B1 et B2 sont composés de 4 oscillations chacun.

Pour l'extraction des sons B1 et B2 de ces PCG, nous avons utilisé deux approches automatiques :

1. l'une basée sur la synchronisation du PCG sur l'ECG (figure 6.13). C'est à partir de la localisation NFLS des pics R et des ondes T de l'ECG (cf. 6.2), que nous utilisons

l'ECG comme signal référence pour localiser les sons B1 et B2 du PCG. Cette approche exige l'acquisition de ces deux signaux à la fois.

2. une approche automatique sans l'enregistrement ECG : elle utilise la THH pour déterminer l'enveloppe de chaque IMF du signal PCG et d'en extraire la localisation des sons B1 et B2 (cf. 4.4.3.3).

6.5.1 Critère de sélection modale de B1 et B2

En décomposant un PCG par la décomposition modale empirique, nous obtenons les différentes composantes (IMF) contenues dans le signal. Pour sélectionner les modes contenant les composantes intéressantes à exploiter, nous avons mis en place un critère de sélection modale : R_j (équation : 6.11) (Rapport de puissance d'un IMF_j par rapport à la puissance du signal) basé sur le rapport de puissance entre chaque IMF_j et le signal PCG ($s(k)$). C'est une comparaisons des énergies des IMF_j avec le signal initial. L'IMF_j du mode j ayant le critère R_j le plus faible est celle qui conserve des informations utiles dans le PCG :

$$R_j = 1 - \frac{E(IMF_j^2)}{E(s^2(k))} \tag{6.11}$$

Nous avons appliqué le critère de sélection modale pour ne conserver que les IMF utiles à l'analyse médicale :

Algorithme 6.3 Algorithme d'analyse du PCG

1. Appliquer l'EMD au PCG
2. Filtrage passe-bande pour ne garder que les IMF qui nous intéressent et dont les fréquences se situent dans la bande ($20Hz < f < 300Hz$)
3. Appliquer le critère de sélection modale R_j, pour extraire l'IMF marquante
4. Localisation automatique des zones à analyser (B1 ou B2)
5. Localisation des pics des oscillations contenues dans les sons B1 et B2

La figure 6.14 montre un exemple où les $IMF_{6 \leq j \leq 8}$ du PCG analysé contiennent l'essentiel des informations du signal et plus particulièrement l'$IMF7$ qui est distingué par un pic correspondant au mode $j = 7$.

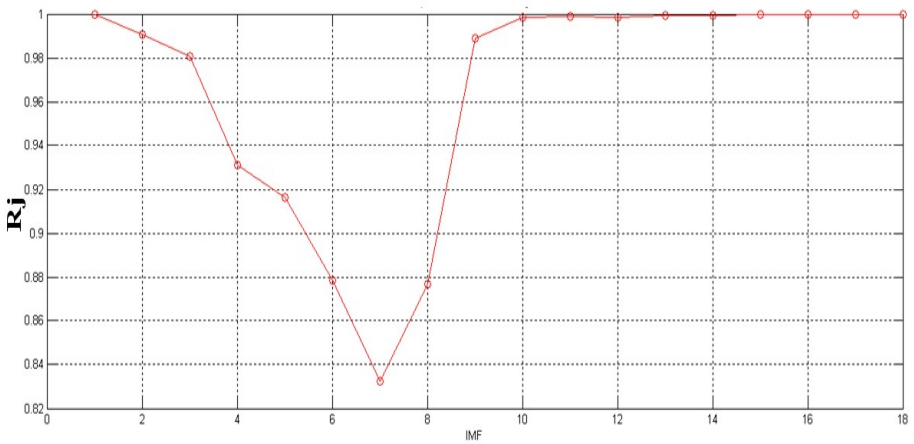


FIGURE 6.14 – Evolution du rapport énergétique des IMF : c'est une représentation du critère de sélection R_j en fonction des IMF. Les $IMF_{6\leq j\leq 8}$ contiennent les informations utiles sur B1 et B2, c'est une forme de filtrage passe-bande sélectif du PCG.

6.5.2 Détection synchronisée sur l'ECG

La détection automatique des signatures du PCG par synchronisation sur l'ECG se déroule en plusieurs étapes (figure 6.15) :

1. détecter les pics R et T de l'ECG par le biais l'approche NFLS présentée précédemment (cf. 6.2.3.2).
2. appliquer l'EMD au signal PCG pour extraire les différentes IMF (figure **??**).
3. appliquer le critère de sélection modale pour extraire l'imf_j marquante.
4. par synchronisation sur l'ECG, nous localisons à partir des pics R et T de l'ECG, les positions des sons B1 et B2 du mode extrait (mode $j = 7$ par exemple).
5. analyse des sons B1 et B2 : visualisation de leurs oscillations et détection de leurs extrema associés à une analyse fréquentielle

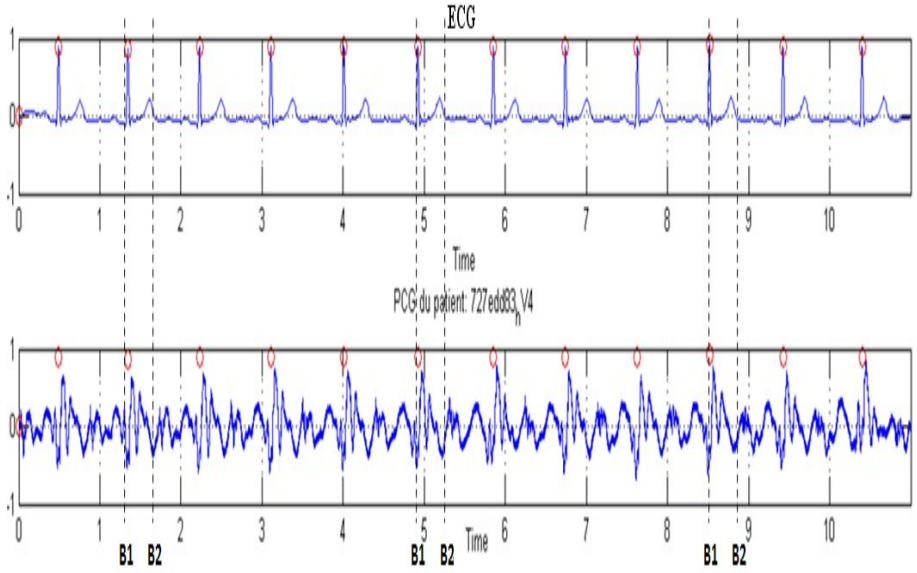


FIGURE 6.15 – Synchronisation du PCG sur l'ECG : la localisation des pics R de l'ECG donne la position des sons B1 du PCG, la fin de de l'onde T de l'ECG donne la position des sons B2 du PCG. L'enregistrement initial du PCG ne permet pas d'identifier les oscillations des sons B1 et B2.

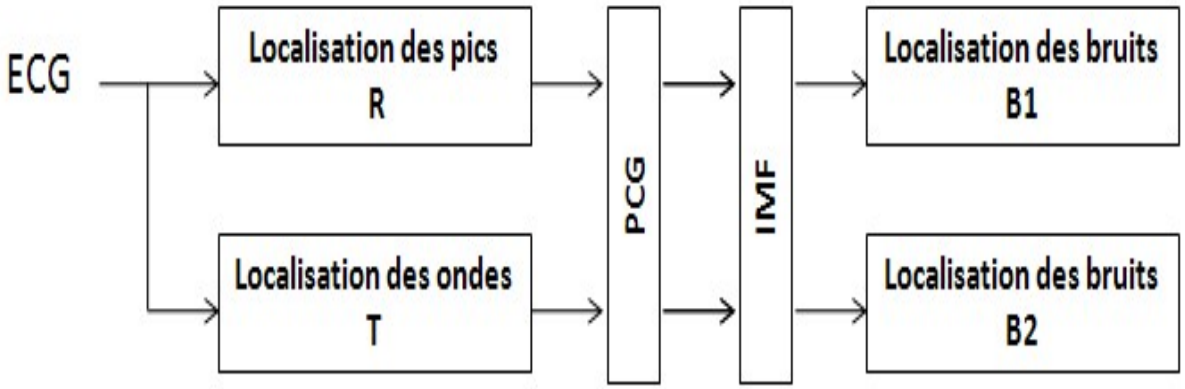


FIGURE 6.16 – Principe de la localisation à partir de l'ECG des oscillations modales de B1 et B2 : une fois les positions des sons B1 et B2 sont localisées nous les utilisons comme référence dans les IMF extraites par l'application de l'EMD sur le PCG initial.

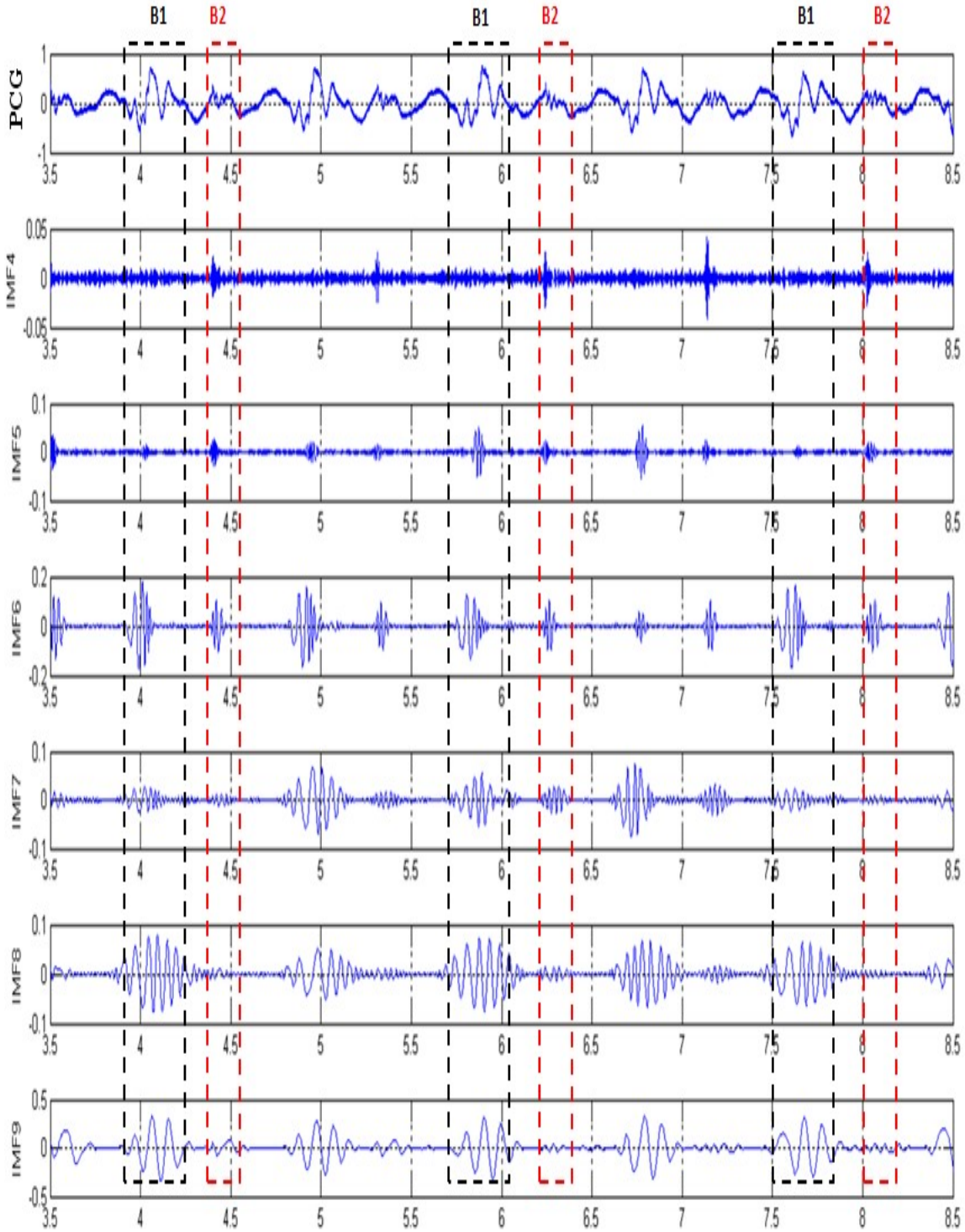


FIGURE 6.17 – La décomposition d'un PCG par l'EMD permet d'obtenir la représentation en IMF. L'application du critère de sélection modale R_j permet d'extraire et de visualiser les modes intéressants (IMF4 à l'IMF9 ici). A partir de la localisation par NFLS des pics R et T, nous pouvons localiser les oscillations B1 et B2 du PCG dans chaque mode.

A partir des IMF obtenues, nous observons par exemple que le mode $IMF7$ est le plus marquant dans le calcul du critère de sélection modale. Par synchronisation sur l'ECG du même patient, nous utilisons les positions des pics R et T détectées par l'approche NFLS pour localiser les sons B1 et B2 dans le mode 7 extrait. L'analyse de ces sons, dans l'IMF7, permet de visualiser distinctement les différentes oscillations liées au mouvement du coeur (figure 6.18) alors qu'elles sont indétectables dans le PCG initial.

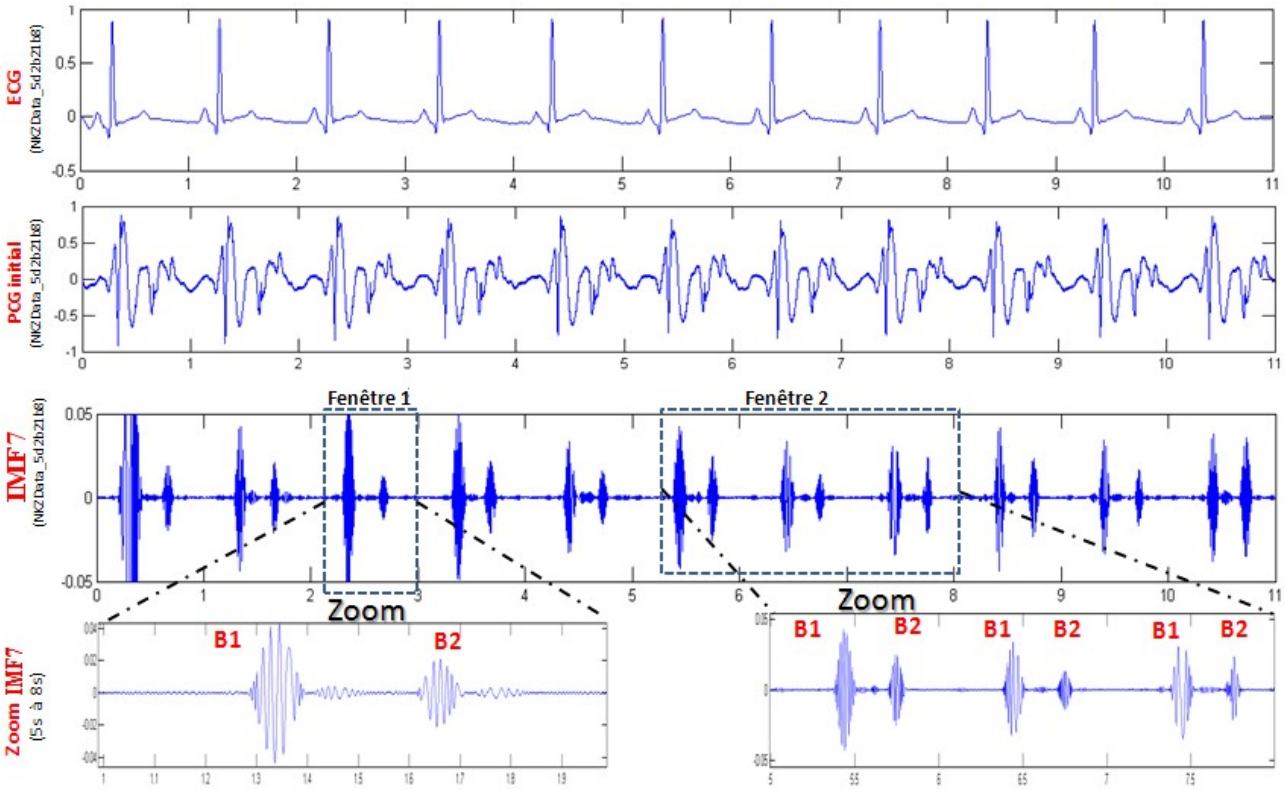


FIGURE 6.18 – En appliquant l'EMD sur un PCG réel sans traitement et le critère de sélection modale, nous obtenons la composante modale sélectionnée (ici : IMF7). Par synchronisation avec l'ECG, nous identifions les sons B1 et B2 et nous mettons en évidence les oscillations qu'ils contiennent alors qu'elles ne sont pas observables directement sur le signal PCG initial.

6.5.3 Détection non synchrone de l'ECG

Dans certains cas, nous ne disposons que de l'enregistrement du phonocardiogramme. En utilisant la THH, nous avons adapté l'approche précédente pour une détection automatique des signatures du PCG sans recours à l'ECG.

Dans cette approche, nous appliquons également l'EMD au PCG réel pour obtenir ses différentes IMF. Nous utilisons le critère de sélection modale R_j décrit dans la section

précédente. Aux modes intermédiaires sélectionnés ($IMF7\,par\,exemple$) qui contiennent les oscillations des sons B1 et B2, nous appliquons la transformée de Huang Hilbert pour obtenir l'enveloppe de ces oscillations (figure **??**) suivi d'une détection des maxima. Ainsi, nous avons localisé les sons B1 et B2, et nous avons mesuré sur l'enveloppe obtenue la largeur de chaque son.

Algorithme 6.4 Après application de l'EMD à un PCG et l'extraction par le critère de sélection modale de l'IMF contenant les oscillations marquantes (ici IMF7), nous appliquons la THH pour localiser les sons B1 et B2.

---

1. décomposer le signal PCG par l'EMD
2. calculer le critère de sélection modale
3. extraire l'IMF à exploiter (critère R_j le plus faible)
4. appliquer la THH sur cette IMF pour obtenir son enveloppe modale
5. localiser les sons B1 et B2 : détection des maxima de l'enveloppe modale suivie d'un seuillage
6. fenêtrage et analyse des sons B1 et B2 : localisation des maxima des oscillations et mesure des écarts temporels (split) et d'amplitudes
7. détermination des phases systole et diastole à partir des pics des enveloppes des sons B1 et B2

En appliquant la THH sur un mode extrait de la décomposition du PCG par l'EMD, nous avons distingué et isolé les sons B1 et B2. Nous avons déterminé les phases systole et diastole du cœur, sans recours à la détection des signatures du signal ECG.

L'intérêt de cette détection automatique basée sur la THH est double :
- la localisation des sons B1 et B2 est indépendante du signal ECG.
- les formes des souffles systoliques et diastoliques sont détectées (enveloppes entre B1 et B2) dans les cas de patients souffrant de pathologie cardiaque. Cela permet au cardiologue de déterminer la nature de la pathologie détectée.

L'approche THH n'a pas besoin de l'enregistrement ECG, ce qui est intéressant pour un dispositif mobile d'intervention mais nous ne pouvons confirmer à 100% sa fiabilité de détection car nous ne l'avons pas testé sur des signaux complexes (bruités et pathologiques). Par contre, la synchronisation avec un ECG (utilisation de l'approche NFLS) ne peut que renforcer la précision de la localisation des sons B1 et B2 et améliorer le diagnostic médical.

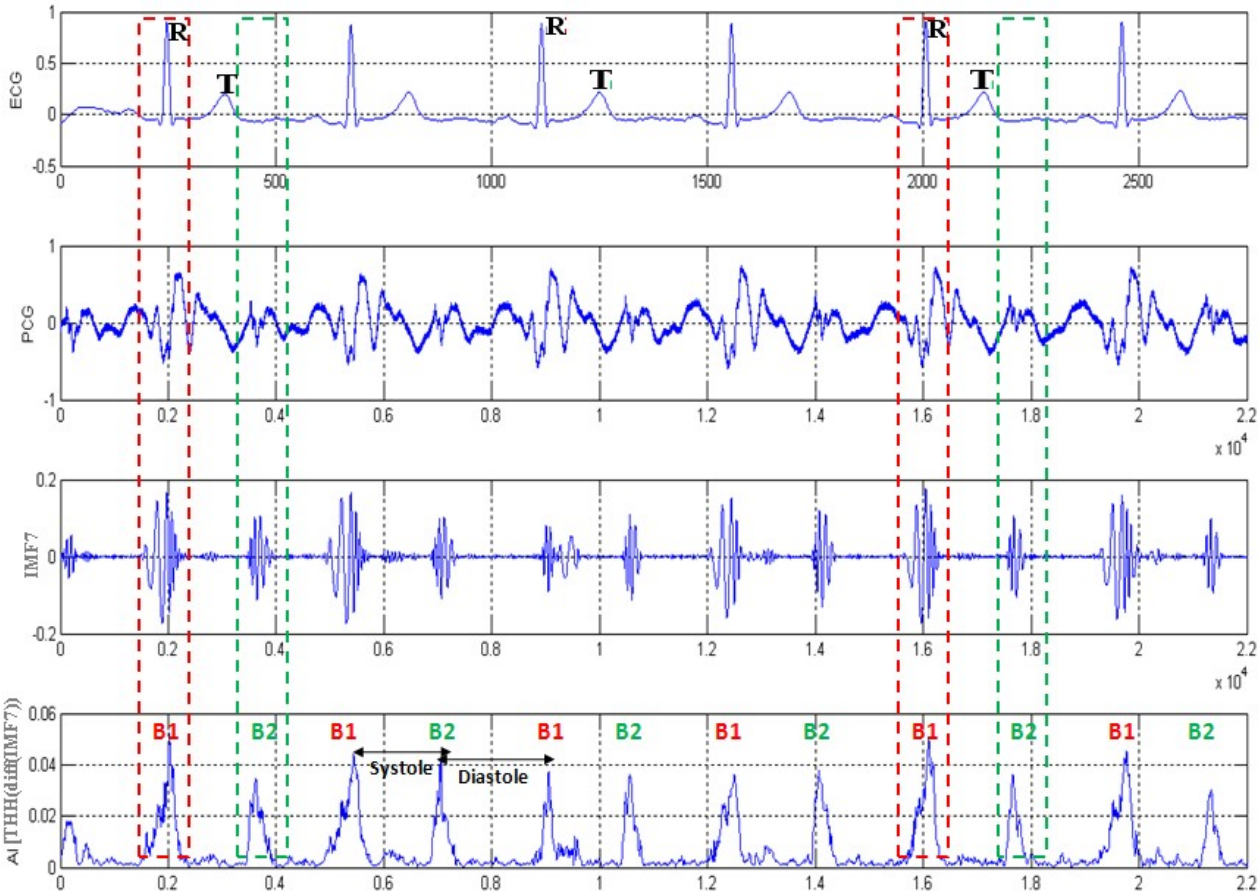


FIGURE 6.19 – Après extraction de l'IMF7 du PCG par le critère de sélection modale, nous appliquons la THH pour localiser les sons B1 et B2, identifier les phases systole et diastole et déterminer le rythme cardiaque. Sur cette figure, le signal ECG sert à confirmer la bonne localisation des sons B1 et B2.

6.5.4 Résultats et discussion

Dans la littérature, les PCG utilisés sont synthétiques ou réels filtrés. Nous n'avons pas réalisé de mesures quantitatives ni d'études comparatives sur ces trois approches, car il n'y a pas pour le moment de travaux de recherche de référence appliqués à ce type de signaux. Même s'il reste des améliorations à faire, les approches que nous avons développées ont montré de bonnes performances sur ce type d'enregistrement.

La détection automatique par synchronisation nécessite un enregistrement ECG de qualité pour le caler sur le PCG et éviter toutes délocalisation de la détection des sons B1 et B2. Elle doit donc être associée à une approche (WTMM ou NFLS) de localisation des caractéristiques de l'ECG. Par contre, la détection basée sur la THH est indépendante de l'ECG mais doit être améliorée pour distinguer le B1 du B2 et des autres bruits, ou doit faire appel à une identification visuelle par un expert en cardiologie.

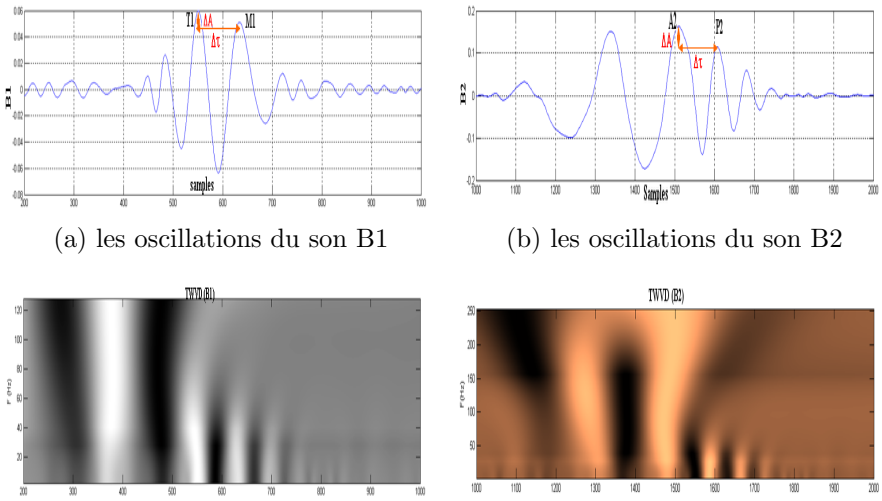
Avec nos deux approches automatiques de localisation et d'extraction des sons B1 et B2, nous arrivons à localiser et analyser les sons B1 et B2 pour des PCG normaux ou pathologiques légers, mais pour les cas pathologiques graves (5 %), il y a chevauchement entre les différents zones du PCG : le regard d'un expert est plus que nécessaire. La procédure de mesures des composantes M1T1 du son B1 et A2P2 du son B2 est décrite ci-après.

6.6 Analyse des signatures du PCG

Après application d'une des méthodes précédentes, nous avons l'IMF la plus performante et la localisation des sons B1 et B2. A partir de ces données, nous cherchons à isoler les oscillations M1 et T1 du son B1 et les oscillations A2 et P2 du son B2 (cf. 2.4.3) .

6.6.1 Analyse des sons B1 et B2

Nous considérons que l'IMF sélectionnée par le critère R_j est le niveau modal qui localise, isole et informe le plus sur les oscillations des sons B1 et B2. Cela permet d'extraire des informations utiles pour un diagnostic médical et d'avoir une représentation temps/fréquence, par la transformée de Wigner-Ville par exemple, de ces deux sons (figures 6.20c et 6.20d). Nous pouvons clairement distinguer les pics T1 et M1 de B1 (figure 6.20c), et les pics A2 et P2 du B2 (figure 6.20d).



(a) les oscillations du son B1

(b) les oscillations du son B2

(c) WVD de B1

(d) WVD de B2

FIGURE 6.20 – Les sons B1 et B2 sélectionnés sur l'IMF6 et leur WVD : après extraction de l'IMF6 qui contient des informations utiles sur B1 et B2, nous pouvons distinguer les pics T1 et M1 de B1, et les pics A2 et P2 du B2. Nous mesurons les décalages temporels (exemple du split cf. 2.4.3 : $\triangle t_{A2P2} = 27ms$) et les différentes amplitudes entre ces pics. Précieuse pour l'aide au diagnostic.

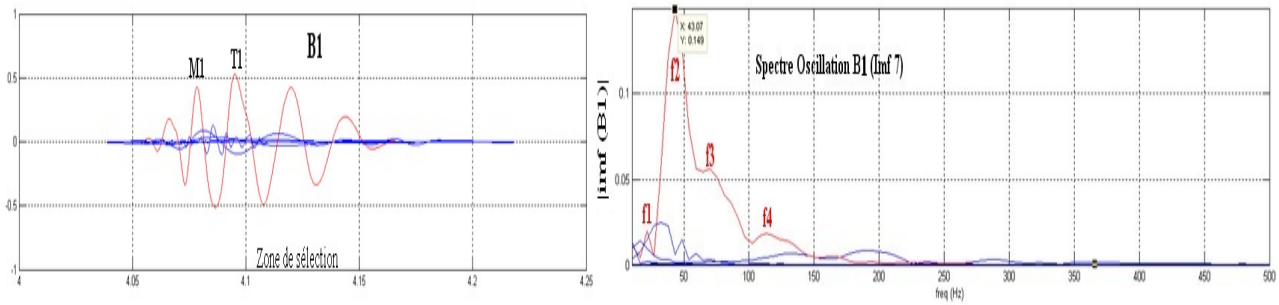
6.6.2 Mesure A2P2 du son B2

Nous localisons les deux maxima les plus élevés de l'oscillation du B2 isolée (figure 6.20a) dans le mode sélectionné (IMF_{R_j}), ils correspondent aux pics A2 et P2. Nous déterminons l'écart d'amplitude ΔA et l'écart temporel $\Delta\tau$ (inférieur à $40ms$ pour un fonctionnement cardiaque normal) entre ces deux maximas. Médicalement, cela permet d'obtenir des informations sur des problèmes de dysfonctionnement des valves aortiques et pulmonaires, d'asynchronisme ou de mesurer la pression artérielle.

Nous mesurons (oscillation B2 isolée dans le mode sélectionné IMF_{R_j}) par exemple un décalage temporel $\Delta\tau = \triangle t_{A2P2} = 27ms\,(< 40ms)$ entre A2 et P2, chose impossible à faire avec le PCG initial brut (mesure du split, cf. 2.4.3). Cela permet au cardiologue de déterminer la pression artérielle ou d'avoir une alerte cardiaque si $\triangle t_{A2P2} > 40ms$.

6.6.3 Mesure M1T1 de B1

Nous localisons les deux maxima les plus élevés de l'oscillation du B1 isolée (figure 6.20b) dans le mode sélectionné (IMF_{R_j}), ils correspondent aux pics M1 et T1. Par la FFT, nous déterminons le spectre de l'IMF (ici : IMF7) sélectionnée du son B2 (figure 6.21b).



(a) IMF7 extraite du sons B1

(b) Spectre de l'IMF7 extraite du son B1

FIGURE 6.21 – L'oscillation B1 localisée dans l'IMF 7 et son spectre : nous identifions clairement les pics M1 et T1 et nous pouvons mesurer l'écart temporel Δt entre les pics les plus élevés (M1 et T1), des opérations non réalisables avec un PCG brut.

En mesurant les différentes fréquences correspondant aux pics de ce spectre et les positions et amplitudes de M1 et T1, nous obtenons le tableau de mesures suivant :

	$M1$	$T1$	$f_1(Hz)$	$f_2(Hz)$	$f_3(Hz)$	$f_4(Hz)$
t	2.467	2.483	23.02	43.07	69.98	118.4
A	0.4388	0.5135	0.0323	0.1439	0.5544	0.01919

TABLE 6.6 – Nous mesurons les positions et les amplitudes des pics M1 et T1 de l'oscillation B1, et nous visualisons les fréquences marquantes de son spectre.

De ces mesures (Tableau 6.6), nous distinguons quatre pics correspondant à quatre composantes ($47Hz; 67Hz; 125Hz; 190Hz$) contenues dans le son B1 (sélection modale IMF_{R_j}). Nous localisons les positions des pics M1 et T1 correspondant à la fermeture des valves cardiaques et nous mesurons le décalage temporelle $\Delta\tau = 16ms\,(< 40ms)$ entre M1 et T1. Ces opérations sont impossibles à réaliser avec le PCG initial enregistré.

6.7 Conclusion et perspectives

Dans ce chapitre nous avons rappelé les approches que nous avons mises en place pour la détection du complexe QRS de l'ECG, en particulier la méthode NFLS. Cette méthode a permis de localiser les pics R et de délimiter les ondes P et T, de faciliter la détection automatique des signatures du PCG basée sur sa synchronisation sur l'ECG. Cette démarche donne une totale satisfaction mais impose l'enregistrement simultané et synchronisé des deux signaux cardiaques.

Quelle que soit l'approche utilisée, nous appliquons l'EMD aux PCG pour extraire ses différentes oscillations, d'où l'intérêt du critère de sélection modale R_j que nous avons mis en place pour sélectionner les IMF qui ont un intérêt médical : elles contiennent les informations clés sur les sons B1 et B2.

Dans le cas où nous n'aurions pas accès à l'ECG, nous avons montré qu'il est possible de réaliser la détection automatique des sons B1 et B2 en appliquant la THH aux PCG : une approche simplifiée de la détection des sons du PCG sans recours à l'ECG.

Certes, des améliorations restent à apporter mais nous avons mis en place une approche capable d'extraire le son B1 et d'identifier les pics M1 et T1 à partir de l'analyse modale des IMF ainsi que la détection du son B2 et l'isolation des oscillations A2 et P2. Il reste à vérifier, pour les cas pathologiques, la possibilité de localiser et d'analyser les différents bruits systoliques et diastoliques, les classer dans une base de référence afin de permettre la détermination automatique des pathologies cardiaques.

Dans la perspective de réaliser une interface graphique du dispositif mobile, il nous semble nécessaire, avec l'aide d'un expert médical, de mettre en place un classifieur pathologique (base de données référençant les différentes pathologies). Le but est de comparer les caractéristiques extraites du PCG réel (B1, B2, B3, B4, bruits systolique et diastolique) par nos approches automatiques à celles présentes dans la base de référence pathologique et proposer à l'opérateur le type de la pathologie détectée dans le PCG avant toute validation médicale.

Conclusion et perspectives

Dans cette thèse, nous avons rappelé le fonctionnement électromécanique du coeur, il est décomposable en deux phases, la systole (contraction du coeur) et diastole (phase de repos du coeur). L'activité cardiaque se lit notamment à travers deux types de signaux, l'électrocardiogramme appelé ECG et le phonocardiogramme appelé PCG. L'ECG constitue une observation du stimulateur cardiaque dit noeud sinusal, un enregistrement quasi périodique avec des pics R identifiables par leurs amplitudes marquantes. Le PCG est acoustique et révèle l'activité mécanique des valves cardiaques.

L'analyse de ces deux types de signaux permet de mieux les caractériser et de faire ressortir les informations utiles pour établir un diagnostic médical, de déceler en particulier des anomalies ou des pathologies cardiaques.

Nous avons passé en revue les principaux outils intervenant dans le traitement des signaux ECG et PCG (Fourier, ondelettes, Wigner Ville). Nous avons ensuite dressé un état de l'art des méthodes d'analyse et d'interprétation des signaux ECG en introduisant préalablement les critères de performance classiquement utilisés. Si les bases de données documentées sont bien fournies dans le cas des signaux ECG, il en va différemment dans le cas des signaux PCG. L'analyse de ces signaux est plus complexe et la vérité des travaux est plutôt rare. Nous avons néanmoins présenté les principales approches d'analyse notamment celles basées sur la transformée de Wigner Ville.

Nous avons discuté des limites des approches en fonction des outils utilisés. En particulier la non localisation des signatures avec l'outil Fourier, la délocalisation et le choix de l'ondelette d'analyse (qui nécessite une connaissance préalable du signal à traiter) avec l'outil ondelette, et les interférences avec l'outil Wigner Ville.

Notre travail s'est donc orienté vers l'utilisation de la décomposition modale empirique, une approche adaptée aux signaux non stationnaires. L'EMD permet d'extraire les composantes des ECG et PCG sous forme de modes avec conservation des caractéristiques temporelles du signal.

Nous avons montré l'intérêt de l'EMD dans le débruitage des ECG et des PCG, en mettant en place des critères permettant de conserver les seules modes utiles pour restaurer un

signal. Nous avons ainsi, par ce procédé, réalisé pour le PCG, un filtrage passe-bande permettant d'éliminer les hautes fréquences (artéfacts) et les basses fréquences liées à la ligne de base et aux fréquences parasites de l'alimentation des appareils électriques qui effectuent les enregistrements et les mesures des signaux cardiaques.

La décomposition de l'ECG par EMD a permis son débruitage, la détermination de la variabilité fréquentielle cardiaque et du rythme cardiaque. En l'associant à la transformée de Hilbert, nous avons montré l'intérêt de cette nouvelle transformée, appelée la THH, à fournir une représentation temporelle des fréquences et des amplitudes instantanées de chaque mode ou fonction modale intrinsèque.

Nous avons proposé ensuite une nouvelle approche EDA, inspirée de la décomposition modale empirique. Pour valider cet algorithme, nous l'avons appliqué au débruitage des signaux synthétiques harmoniques dont les caractéristiques sont proches de celles des signaux cardiaques. Nous avons vérifié que l'EDA ne délocalise pas les signatures des signaux en fonction du type de signal traité, de la nature et du niveau du bruit. Avec peu d'itérations, l'EDA permet le débruitage sans délocalisation temporelle des singularités des signaux cardiaques collectés dans des conditions réelles auprès de patients hospitalisés.

Dans la dernière partie de cette thèse, nous avons analysé les signaux cardiaques pour en extraire des informations utiles à des fins de diagnostic. Nous avons mis en place deux nouvelles approches (WTMM et NFLS) pour localiser les signatures des ECG. Elles permettent d'identifier les phases systole et diastole du rythme cardiaque, de délimiter les complexes QRS et les ondes P et T, et de déterminer la variabilité fréquentielle cardiaque.

Enfin, nous avons mis en place deux nouvelles approches automatiques (par synchronisation avec l'ECG et par détection de l'enveloppe des PCG par la THH) de localisation et d'analyse des sons B1 et B2. Nous avons défini un critère de sélection modale permettant de ne conserver que l'IMF ayant un intérêt informatif (énergie). De cette IMF, nous réalisons l'extraction des oscillations liées à la fermeture des valves cardiaques et mesurons les écarts temporels entre les composantes M1 et T1 du son B1 et A2 et P2 du son B2. L'application de la TF sur les bruits B1, B2 isolés et les éventuels souffles cardiaques permet de distinguer les différentes composantes fréquentielles.

Les apports principaux de ce travail sont :

- la mise en place de l'EDA, nouvelle approche de débruitage des signaux cardiaques sans délocalisation
- l'application de l'approche WTMM à la localisation des pics complexes QRS des ECG
- l'adaptation de l'approche NFLS à la localisation et à la délimitation des pics R, des ondes P et T des électrocardiogrammes
- la mise en place d'un critère de sélection modale permettant d'extraite l'IMF la plus marquante dans la décomposition modale par EMD des signaux PCG.

- la localisation automatique des sons B1 et B2 des PCG par synchronisation sur l'ECG ou à partir de l'enveloppe (application de la THH) de la composante modale extraite du PCG.
- l'extraction des composantes des sons B1 et B2 avec la localisation des oscillations (M1, T1) du son B1 et (A2, P2) du son B2 et la mesure du "split".

Cependant d'autres améliorations à ce travail et pistes de réflexions restent à apporter :

- Résoudre les problèmes d'interpolation et d'effets de bords dans l'approche de débruitage EDA.
- Remplacer la TOC par l'EMD dans l'algorithme WTMM.
- Dans l'algorithme NFLS : réaliser un seuillage dynamique pour localiser les pics R et un fenêtrage adaptatif, avant et après chaque pic R détecté, pour améliorer les performances de la NFLS dans la localisation des pics R et la délimitation des ondes P et T. Il faut débruiter au préalable les signaux.
- Tester la détection automatique sur les sons B3 et B4 des PCG, en présence ou pas des bruits pathologiques systolique et diastolique. Proposer un classifieur permettant d'identifier la nature de la pathologie cardiaque.
- Augmenter la base de données des signaux PCG
- Réaliser l'implantation électronique, dans un dispositif mobile ou portatif, de ces algorithmes d'analyse et de détection des signatures cardiaques.
- Réaliser une interface graphique permettant aux experts en cardiologie de visualiser (sur PC ou tablettes) les enregistrements ECG et PCG, leurs modes, leurs caractéristiques physiologiques, et proposer un classifieur pathologique pour aider le cardiologue à établir son diagnostic.

Nos travaux ont donné lieu à des communications dans une revue internationale ([91]), dans des conférences internationales et nationales avec un projet de brevet à l'étude avec la société CARDIAGS SAS.

Publications

Articles revues internationales

1. Brevet Européen en cours de dépôt par la société CARDIAGS SAS | avril - décembre 2014
2. "Subsignal-based denoising from piecewise linear or constant signal", Bushra JALIL, Ouadi BEYA, Eric FAUVET,Olivier LALIGANT, Optical Engineering 50(11), 117004, 1 November 2011.
3. "Detection of QRS complex in ECG signal based on classification approach", Bushra JALIL, Ouadi BEYA, Eric FAUVET, Olivier LALIGANT, Pattern Recognition (ICPR), publisher IEEE - pages : 4500 - 4503, Print ISBN : 978-1-4244-7542-1, ISSN : 1051-4651, INSPEC Accession Number : 11577755, Istanbul, Turkey, 23-26 August 2010.

Conférences internationales

1. "EDA, approche non linéaire de débruitage des signaux cardiaques", Ouadi BEYA, Eric FAUVET,Olivier LALIGANT, Pour sa 16ème édition, le colloque CORESA 2013 (Compression et Représentation des Signaux Audiovisuels), Le Creusot (France), 28-29 Novembre 2013.
2. "Lipschitz exponents based signal restoration", Bushra JALIL, Ouadi BEYA, Eric FAUVET,Olivier LALIGANT, SPIE Machine Vision and Applications, SAN FRANCISCO (USA), 26 Janvier 2011. [7877-01].
3. "Detection of QRS complex in ECG signal based on classification approach", Bushra JALIL, Ouadi BEYA, Eric FAUVET, Olivier LALIGANT, International Conference on Image Processing ICIP 2010 sponsored by the IEEE, Paper ID : 3328, Hong Kong, Chine, 26-29 September 2010.
4. "QRS complex detection by non linear threasholding of modulus maxima", Bushra JALIL, Ouadi BEYA, Eric FAUVET, Olivier LALIGANT, 20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), Istanbul, Turkey, 23-26 August 2010.
5. "Empirical modal decomposition applied to cardiac signals analysis", Ouadi BEYA, Bushra JALIL, Eric FAUVET, Olivier LALIGANT, Electronic Imaging / Wavelet Applications in Industrial Processing VI, San Jose, CA USA,18-22 January 2010.
6. "Singularity detection by wavelet approach : with an application to electrocardiogram signal", Bushra JALIL, Ouadi BEYA, Eric FAUVET, Olivier LALIGANT, Electronic Imaging / Wavelet Applications in Industrial Processing VI, San Jose, CA USA,18-22 January 2010.

Conférences nationales

1. "Non linear signal analysis applied to signature recognition in electrocardiogram (ECG) signal", au séminaire "Coeur : Modélisation et mesure des signaux électriques", Bushra JALIL, Ouadi BEYA, Eric FAUVET, Olivier LALIGANT, Université de Bourgogne, Dijon, France, 27 mai 2011.
2. "EMD et EMDPlus appliquées à l'analyse et au traitement des signaux cardiaques", au séminaire "Coeur : Modélisation et mesure des signaux électriques", Ouadi BEYA, Bushra JALIL, Eric FAUVET, Olivier LALIGANT, Université de Bourgogne, Dijon, France, 27 mai 2011.
3. "Variante de la decomposition modale empirique appliquee au debruitage", Ouadi BEYA, Bushra JALIL, Eric FAUVET, Olivier LALIGANT, CNRIUT 2010, Angers, France, Juin 2010.
4. "Feature extraction method applied to electrocardiogram signal by wavelet based thresholding", Bushra JALIL, Ouadi BEYA, Eric FAUVET, Olivier LALIGANT, CNRIUT 2010, Angers, France, Juin 2010.
5. "Application de la decomposition modale empirique à l'étude de signaux cardiaques", Ouadi BEYA, Bushra JALIL, Eric FAUVET, Olivier LALIGANT, Lew Yan Voon. LEW, CNRIUT 2009, Lille, France, 8 au 10 Juin 2009.
6. "Application de la decomposition modale empirique à l'étude de signaux cardiaques", Ouadi BEYA, Bushra JALIL, Eric FAUVET, Olivier LALIGANT, Experimentarium de l'Université de Bourgogne, IUT Le Creusot, 26-28 avril 2010.
7. "Singularity detection by wavelet approach : with an application to electrocardiogram signal", Bushra JALIL, Ouadi BEYA, Eric FAUVET, Olivier LALIGANT Forum des Jeunes chercheurs, Universite de Bourgogne, Dijon France, 25th -26th June 2009.
8. "Empirical modal decomposition applied to cardiac signals analysis", Ouadi BEYA, Bushra JALIL, Eric FAUVET, Olivier LALIGANT, Journée des doctorants, Universite de Bourgogne, IUT du Creusot - France, 24 septembre 2009.
9. "Singularity detection by wavelet approach : with an application to electrocardiogram signal", Ouadi BEYA, Bushra JALIL, Eric FAUVET, Olivier LALIGANT, la Journée des doctorants, Universite de Bourgogne, IUT du Creusot - France, 24 septembre 2009.

Bibliographie

[1] MEURIN J. : *Phonomécanographie clinique et mécanocardiographie*. 1972.

[2] Larousse MÉDICAL : Larousse médical 2006.

[3] Atlas du corps HUMAIN : Fonctionnement du coeur.

[4] Heart LIFE : heart functionality.

[5] J. LANFRANCHI et M. MAILLET : *Cardiologie bases biologiques et exploration fonctionnelles*. 1975.

[6] CLEMENT MARYLINE : *Elaboration d'un CD ROM d'aide à l'auscultation cardiaque chez le cheval*. Thèse de Doctorat, 2004.

[7] A. CHANTEPIE : *Souffle Cardiaque de l'enfant*.

[8] Dictionnaire SÉMIOLOGIE : Souffles cardiaques.

[9] CHU ROUEN : Murmure cardiaque.

[10] DOCTISSIMO : Fonctionnement du coeur humain.

[11] HARMOCLIN : *Auscultation cardiaque*.

[12] S. S. MEHTA et N. S. LINGAYAT : Detection of p and t-waves in electrocardiogram. *Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science*, 2008.

[13] K. A. EAGLE, D. S. CANNOM et D. A. GARCIA : Management of atrial ?brillation. *The American Journal of Medicine*, 124:4–14, 2011.

[14] S.M. DEBBAL et F. BEREKSI-REGUIG : Spectral analysis of pcg signals. *The Internet Journal of Medical Technology*, 4, 2007.

[15] S.M. DEBBAL et F. BEREKSI-REGUIG : Time-frequency analysis of the first and the second heartbeat sounds. *ELSEVIER*, 184:1041–1052.

[16] M. FARGE : *Transformée en ondelettes continue et application à la turbulence*. 2005.

[17] S. MALLAT : *Une Exploration Des Signaux En Ondelettes*. 2000.

[18] O. BEYA, J. BUSHRA, E. FAUVET et O. LALIGANT : Application of the empirical modal decomposition to analyze cardiac signals. *In IS&T/SPIE Electronic Imaging, Science and Technology*, SAN JOSE, USA, 7535, January 2010. Wavelet applications in industrial processing, SPIE.

[19] J. BUSHRA, O. BEYA, E. FAUVET et O. LALIGANT : Singularity detection by wavelet approach with an application to electrocardiogram signal. *In SPIE Electronic Imaging,*

Science and Technology, SAN JOSE, USA, 7535, January 2010. Wavelet applications in industrial processing, SPIE.

[20] L. Cohen : Time frequency distributions - a review. *Proc. of the IEEE*, 7, 1989.

[21] L. Cohen : *Introduction to Time Frequency Distributions in "Time-Frequency Signal Analysis"- Methods and Applications.* 1991.

[22] P. Flandrin : *Représentation des Signaux dans le Plan Temps-Fréquence.* Thèse de doctorat, Ing. INPG/Grenoble, 1982.

[23] P. Flandrin : *Représentations Temps-Fréquence des Signaux Non Stationnaires.* Thèse de doctorat, Thèse Etat - INPG, Grenoble, 1987.

[24] B. Morgan : *Reconstruction de données : Application à la dosimétrie des radiotéléphones.* Thèse de doctorat, INSA de Rennes, 2001.

[25] J. Cexus : *Analyse de signaux non-stationnaires par transformation de Huang, Opérateur de Teager-Kaiser, et Transformation de Huang-Teager (THT).* Thèse de doctorat, Université de Rennes I, 2005.

[26] T.A. Claasen et W.F. Mecklenbraüker : The wigner distribution- a tool for time frequency signal analysis. *Philips J. Res*, 35:3–4–5–6, 1980.

[27] P. Flandrin : *Temps-Fréquenc.* 1993.

[28] F. Hlawatsch et G.F. Boudreaux-Bartels : Linear and quadratic time-frequency representations. *IEEE Signal Proc. Magazine*, pages 21–67, 1992.

[29] R.G. Baraniuk et D.L. Jones : A signal-dependant time-frequency representations : Fast algo- rithm for optimal kernel design. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 42:134–146, 1994.

[30] R.G. Baraniuk : Optimal phase kernel for time-frequency analysis. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1996.

[31] B.U. Köhler, C. Hennig et R. Orglmeister : The principles of software qrs detection. *IEEE Engineering in medicine and biology*, 21:42–57, 2002.

[32] G.B. Moody et R.G. Mark : The impact of the mit-bih arrhythmia database. *IEEE Eng in Med and Biol*, 2001.

[33] American Heart Association : Aha database.

[34] J. Jenkins : Ann arbor electrogram libraries.

[35] J.H. Van Bemmel et Williams : Standardisation and validation of medical decision support systems : The cse project. *Methods Inform, Med*, 29:261–262, 1990.

[36] P. Laguna, R. Mark, R. Goldberger et G. Moody : A database for evaluation of algorithms for measurement of qt and other waveform intervals in the ecg. *IEEE Computer Society Press*, pages 673–676, 1997.

[37] P. McSharry, G. Clifford, L. Tarassenko et L. Smith : A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals. *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, 50, 2003.

[38] Swets et A.John : Signal detection theory and roc analysis in psychology and diagnostics. *Lawrence Erlbaum Associates*, Mahwah, 1996.

[39] S.Olmos A.Rocha J.Martínez, R.Almeida et P.Laguna : A wavelet-based ecg delineator : Evaluation on standard databases. *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, 51(4), 2004.

[40] C.Zheng C.Li et C.Tai : Detection of ecg characteristic points using wavelet transforms. *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, 42(1), 1995.

[41] Mark RG Moody GB : The impact of the mit-bih arrhythmia database. *IEEE Eng in Med and Biol*, 2001.

[42] J.Hu et S.Bao : An approach to qrs complex detection based on multiscale mathematical morphology. 2010.

[43] F.Zhang et Y.Lian : Qrs detection based on multiscale mathematical morphology for wearable ecg devices in body area networks. *IEEE Trans. Biomedical Circuits and Systems*, 3(4), 2009.

[44] Z.Y. Zhang, H.F. Cheng, Z.H. Chen et W.W. Zheng : Analysis of polarimetric characteristics of camouflage targets. *In Proceedings of SPIE 4th International Symposium on Advanced Optical Manufacturing and Testing Technologies : Optical Test and Measurement Technology and Equipment*, volume 7283, 2009.

[45] Z.Deng N.Arzeno et C.Poon : Analysis of first-derivative based qrs detection algorithms. *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, 55(2), 2008.

[46] V.S. Chouhan et S.S. Mehta : Detection of qrs complexes in 12-lead ecg using adaptive quantized threshold. *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, 8(1), 2008.

[47] Y.Yeha et W.Wanga : Qrs complexes detection for ecg signal : The difference operation method. *Computer Methods and Programs in Biomedicine 9I*, 2008.

[48] S.Mehta et N.S.Lingayat : Development of entropy based algorithm for cardiac beat detection in 12-lead electrocardiogram. *Signal Processing 87*, 2007.

[49] A.Charef Y.Ferdi, J.P.Herbeuval et B.Boucheham : R wave detection using fractional digital differentiation. *ITBM-RBM 24*, 2003.

[50] K.Chan Y.Sun et S.Krishnan : Characteristic wave detection in ecg signal using morphological transform. *BMC Cardiovascular Disorders*, 2005.

[51] J.Tourneret C.Mailhes C.Lin, G.Kail et F.Hlawatsch : P and t wave delineation and waveform estimation in ecg signals using a block gibbs sampler. 2011.

[52] S.Olmos A.Rocha J.Martínez, R.Almeida et P.Laguna : A wavelet-based ecg delineator : Evaluation on standard databases. *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, 51(4), 2001.

[53] S.Sachin et N.Gandhi : Pattern analysis of different ecg signal using pan tompkin's algorithm. *International Journal on Computer Science and Engineering*, 2(7), 2010.

[54] Z.Slimane et A.Alib : Qrs complex detection using empirical mode decomposition. *Digital Signal Processing 20*, 20, 2010.

[55] T.Nguyen V.Afonso, W.Tompkins et S.Luo : Ecg beat detection using filter banks. *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, 46(2), 1999.

[56] M.S.Obaidat : Phonocardiogram signal analysis : techniques and performance comparison. *J Med Eng Technol*, 17, 1993.

[57] M. Guermoui : *Analyse spectrale du signal phonocardiogramme (PCG).* Thèse de doctorat, Université de Batna, 2012.

[58] P. S.Vikhe, N.S.Nehe et V.R.Thool : Heart sound abnormality detection using short time fourier transform and continuous wavelet transform. *In Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology, (ICETET09)*, 2009.

[59] D. Kong : *a software system for real-time cardiac acoustic mapping.* Thèse de doctorat, Faculty of the Graduate Studies and Research, Montreal, Quebec Canada, 1997.

[60] Julian Jasper1 et KhairRazlan Othman2 : Feature extraction for human identification based on envelolgram signal analysis of cardiac sounds in time-frequency domain. *In International Conference on Electronics and Information Engineering (ICEIE 2010)*, 2010.

[61] Debbal A et Bereksi Reguig F : Features for heartbeat sound signal normal and pathological. *Computer Science*, 1(1), 2008.

[62] S.M. Debbal et F. Bereksi-Reguig : Analyse spectrotemporelle des bruits cardiaques par les transformées discrète et continue d'ondelettes. *Sciences & Technologie*, 23:5–25, 2005.

[63] P.Pibarot R.Guardo F.Debiais, L.G Durand : Time-frequency analysis of heart murmurs. part i : Parametric modelling and numerical simulations. *Ann Biomed Eng.*, 33, 2005.

[64] J. Martinez-Alajarin J. Javier Martinez-Alvarez R. Ruiz Merino A. Hernandez-Esteban, J. Toledo-Moreo : Fpga-based implementation of the instanténous frequency estimation of phonocardiographic signals. 2007.

[65] N. Huang, S. Zheng, S. Long, M. Wu, H. Shih, N. Yen, C. Tung et H. Liu : The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Procedures of Royal Society of London*, A454(454):903–995, 1998.

[66] P. Flandrin : *Temps Fréquence.* 1993.

[67] *La Décomposition Modale Empirique*, 2003.

[68] A.O. Boudraa, J.C. Cexus et Z. Saidi : Emd based signal noise reduction. *International Journal of Signal Processing*, 2004.

[69] P. Flandrin et Rilling G. : *Décomposition modale empirique, Echantillonnage et résolution.* Ecole Normale Supérieure de Lyon, Gdr ISIS, 13 Décembre 2004.

[70] A.O. Boudraa, J.C. Cexus, C. POLLET et Z. SAIDI : Caractérisation des fonds marins par décomposition modale empirique, 2007.

[71] G. Rilling, P. Flandrin et P. Goncalvès : On empirical mode decomposition and its algorithm, 2003.

[72] C. Damerval : Empirical mode decomposition, 2004.

[73] R. Fournier, e. Deléchelle et J. Lemoine : Analyse stochastique non-linéaire du stabilogramme. *In Collection Posture et Équilibre. Édition Solal, France*, 2003.

[74] J.P. Nougier : *Méthodes de Calcul Numérique Volume 2 : Fonctions Équations Aux Dérivées*. 2001.

[75] N. Stevenson, M. Mesbah et B. Boashash : A sampling limit for the empirical mode decomposition. *In IEEE ISSPA 05, Sydney, Australia*, 2005.

[76] A. Boudraa et J. Cexus : Denoising via empirical mode decomposition, 2008.

[77] A.O. Boudraa et J.C. Cexus : Emd based signals ltering. *Digital Signal Processing*, 2005.

[78] J.C. Cexus et A.O. Boudraa : Teager huang analysis applied to sonar target recognition. *International Journal of Signal Processing*, 2004.

[79] A.O. Boudraa, C. Pollet, J.C. Cexus et Z. Saidi : Caractérisation des fonds marins par décomposition modale empirique. *In In Colloque GRETSI 05*, 2005.

[80] A. Boashash : Time frequency signal analysis and processing. *Elsevier Ltd., Oxford, UK*, 2003.

[81] P. Flandrin, P. Gonçalves et G. Rilling : Une extension bivariée pour la décomposition modale empirique, application à des bruits blancs complexes. *Colloque GRETSI, Troyes, France.*, page 809, 2007.

[82] D.L Donoho : Denoising by soft thresholding. *IEEE Trans on Information Theory*, 41:613–627, 1995.

[83] D. Donoho et I. Johnstone : Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage. *Journal of the American Statistical Association*, 90:1200–1224, 1995.

[84] V. Agarwal et L. Tsoukalas : Denoising electrical signal via empirical mode decomposition. *School of Nuclear Engineering*, (IN 47907), July 2007.

[85] J. Zapata et R. Ruiz : Reduction of the speckle noise in echographic images by a cubic spline filter. *In* Tecnologia de computadoras y Proyectos Dpto. Electronica, éditeur : *Universidad Politécnica de Cartagena. Cartagena, Murcia, Spain*, 2002.

[86] N. Souag : Speckle reduction in echocardiographic images. *In 14th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2006) , Florence, Italy*, 2006.

[87] O. Beya, J. Bushra, E. Fauvet, O. Laligant et L. Lew : Application de l'emd aux signaux cardiaques. *In CNRIUT*, 10 juin 2009.

[88] C. Ahlström : *Processing of the Phonocardiographic Signal Methods for the Intelligent Stethoscope*. Thèse de doctorat, Department of Biomedical Engineering, Linköpings universitet, SE-58185 Linköping, Sweden, 2006.

[89] S.Lotfi C.L. Howard J.L. Coatrieux X. Zhang, L.G.Durand : Time frequency scaling transformation of the phonocardiogram based of the matching pursuit method. *IEEE Computer Society Press*, 2000.

[90] S.G. Mallat : *A wavelet tour of signal processing.* 1999.

[91] J. Bushra, O. Beya, E. Fauvet et O. Laligant : Detection of qrs complex in ecg signal based on classification approach. *In ICIP*, pages 26–29, Hong Kong, Chine, September 2010. ICIP.

[92] O. Laligant et F. Truchetet : A nonlinear derivative scheme applied to edge detection. *IEEE Trans*, 32, 2010.

[93] S.Olmos A.Rocha J.Martínez, R.Almeida et P.Laguna : A wavelet-based ecg delineator : Evaluation on standard databases. *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, 51(4), 2004.

[94] R. Jané P. Laguna et P. Caminal : Automatic detection of wave boundaries in multilead ecg signals : Validation with the cse database. *Comput. Biomed. Res*, 27(1):45–60, 1994.

Table des figures

2.1 Cœur Humain : Schéma présentant la morphologie du cœur humain, les ventricules et les oreillettes, les différentes valves permettant de réguler le passage du sang dans les différentes cavités. Source : coeur-artificiel.net 18

2.2 Nœud sinusal : C'est le point de départ de l'impulsion électrique qui stimule le cœur et enclenche les battements cardiaques. Source : document de l'université de Montpellier1 sur les pathologies cardiovasculaires 18

2.3 Les phases de l'ECG : la naissance de l'onde P commence avec le début de l'impulsion produite au nœud Sinusal (a). La fin de l'onde P correspond au remplissage total des oreillettes (b). L'onde Q correspond au début du passage du sang des oreillettes vers les ventres (c). Le complexe QRS traduit le remplissage total des ventres avec un pic R qui correspond à l'ouverture totale des valves pour laisser passer le sang (d). L'onde T correspond à la contraction du myocarde pour impulser le sang stocké dans les ventres vers le corps (e). Source : http ://www.afblum.be/ 20

2.4 Identification des différentes formes d'ondes (P, Q, R, S ,T ,U) durant une période du signal cardiaque ECG. Lors de son enregistrement, l'amplitude se mesure avec une échelle de 0.1mV/div et la durée avec une échelle de 40 ms/div. le pic P correspond à l'onde auriculaire, PR à la durée de conduction auriculo-ventriculaire, QRS correspond à l'onde ventriculaire de dépolarisation, ST c'est l'onde ventriculaire de repolarisation 21

2.5 Les 6 dérivations des membres explorent le cœur dans le plan horizontal et sont constituées de : 3 dérivations bipolaires (D1-D2-D3) qui représentent des différences de potentiel des 3 électrodes placées sur le bras droit et gauche, et la jambe gauche ainsi que de 3 dérivations unipolaires (aVF, aVL, aVR). Les dérivations (D2, D3, aVF) explorent la partie inférieure du cœur, tandis que les dérivations D1, aVL en explorent la partie latérale gauche. Source : Univ. de Nantes 23

2.6 Emplacement sur le thorax d'électrodes précordiales (V1, V2, V3, V4, V5, V6) pour une exploration dans le plan axial du champ électrique cardiaque. Source : ednes 23

2.7 L'évolution dans le temps de l'enregistrement du complexe QRS de l'ECG par les dérivations précordiales. Le pic R (point 3) est noté comme une onde négative par V1 car elle s'éloigne de l'électrode alors que V6 l'enregistre en onde positive car il s'approche de V6. Source : Learning-Rythmo 24
2.8 Vue du dessus du cœur avec les différentes valves qui génèrent le signal sonore PCG du cœur composé par le son B1 de l'ouverture et fermeture des valves auriculoventriculaires (valve tricuspide et valve mitrale) et le son B2 de l'ouverture et fermeture des valves sigmoïdes (valve aortique et valve pulmonaire). 26
2.9 Les 4 oscillations morphologiques du signal sonore cardiaque (PCG) avec les sons B1 et B2 durant la phase systolique et les sons B3 et B4 durant la phase diastolique de l'activité cardiaque. 26
2.10 Synchronisation du PCG sur l'ECG : les sons normaux B1, B2, B3, B4 du PCG sont synchronisés sur le signal de l'activité électrique cardiaque (ECG). Le B1 correspond à la fin du complexe QRS, le B2 correspond à la fin de l'onde T, le B4 correspond à la fin de l'onde P et le B3 est au milieu de la phase diastolique de l'activité cardiaque. 27
2.11 Emplacement des différents types de claquements détectables sur le PCG en fonction des phases systoliques et diastoliques de l'ECG. Ainsi le claquement d'ouverture CO des valves se situe entre B2 et B3, les claquements mitrales Clmit se situent avant le B2 et les claquements éjectionnels se situent juste après le B1. 28
2.12 Les souffles continus systoliques (entre B1 et B2) sont des oscillations identifiables par la forme globale de leurs enveloppes. Rectangulaire entre les sons B1 et B2, losangique ce qui traduit un rétrécissement mitral ou télésystolique. 29
2.13 Les souffles diastoliques (entre B2 et B1 suivant) sont des oscillations identifiables par la forme globale de leurs enveloppes. Coniques pour une insuffisance aortique IA ou pulmonaire IP, en roulement pour un rétrécissement mitral ou télésystolique. 29
2.14 Les souffles continus couvrent l'ensemble du signal sonore cardiaque et rendent les oscillations B1 et B2 impossible à identifier, ils traduisent une malformation congénitale. 30
2.15 Lors de l'inspiration du patient on a un dédoublement du son B2 en deux oscillations identifiables B2A et B2P. 30
2.16 Représentation temporelle et fréquentielle d'un PCG normal et ses composantes B1 et B2 : a) Le PCG normal est composé de deux sons B1 et B2 dont le spectre se situe entre $20Hz$ à $400Hz$. b) Le son B1 est constitué de 2 pics T1 et M1 dont le spectre s'étend de $80Hz$ à $180Hz$ c) Le son B2 est constitué de 2 pics A2 et P2 dont le spectre s'étend de $145Hz$ à $200Hz$ 32

2.17 En comparant la gamme fréquentielle d'audition des PCG on constate qu'une bonne partie des pathologies liées aux différents sons du PCG et les murmurs du coeur se trouve dans la zone inaudible de l'oreille humain. D'où la nécessité de faire appel à des outils de traitement du signal pour le débruitage et l'analyse du PCG. source : [12] 33
2.18 Comparaison avec un ECG normal (b) où les intervalles RR sont réguliers et ses composantes sont identifiables et un enregistrement de l'ECG (a) qui présente une arythmie cardiaque qui se traduit par une irrégularité des cycles RR et une déformation des ondes P et T. 34
2.19 Exemple de fibrillation ventriculaire où les caractéristiques de l'ECG ne sont plus identifiables, avec une grande fréquence cardiaque et des aspects méconnaissables des phases cardiaques : la systole ou la diastole. 34
2.20 Détection d'une fibrillation auriculaire qui se traduit par une difficulté à distinguer les ondes P,T,Q et une irrégularité des cycles RR. 35
2.21 Représentation graphique en nuage de points de chaque intervalle RR en fonction du précédent $RR_{n+1} = f(RR_n)$. L'exploitation de ces mesures permet d'évaluer la dispersion du rythme cardiaque et de mesurer la VFC. 36
2.22 La lecture médicale d'un enregistrement cardiaque ne peut se faire directement sur un signal PCG brut (b) : il est nécessaire que le signal soit filtré afin d'identifier les différentes composantes du PCG et avancer une interprétation médicale à partir du traitement du signal (a). 36
2.23 Cas de sténose aortique avec des oscillations supplémentaires à la fin du son B1 (a) indique une hypertension artérielle, (b) cas d'une insuffisance mitrale qui indique un reflux du sang du ventricule gauche vers l'oreillette gauche. (source : [14, 15]) 37
2.24 L'analyse du PCG indique la présence de clicks systoliques et diastoliques (bruits pathologiques) qui montre que le patient souffre d'un claquement d'ouverture mitral. (source : [14, 15]) 38
2.25 PCG filtré avec détection des sons B3 et B4. (source : [14, 15]) 38
2.26 Différents cas de PCG dont le traitement indique la présence d'oscillations pathologiques systoliques et diastoliques. Ces exemples montrent différents souffles cardiaques dont l'allure losangique ou rectangulaire informe sur la nature de la pathologie cardiaque. (source : [14, 15]) 39

3.1 Comparaison entre deux représentations temps/fréquence (RTF idéalisée (a) et par spectrogramme (b)) d'un signal constitué de quatre atomes gaussiens élémentaires. L'utilisation de la fonction porte donne une représentation fréquentielle contarstée des oscillations temporelles du signal initial. (source : [25]) 44
3.2 Comparaison de la représentation temps/fréquence, d'un signal constitué de quatre atomes gaussiens, réalisée avec la DWV (a) où on remarque un phénomène d'interférences liés à l'interaction entre les 4 composantes du signal et sa correction avec l'utilisation d'une distribution Wigner Ville Lissée (b) qui a filtré ces interférences. source : [25] 46

3.3 Présentation de deux signaux ECG : (a) un ECG réel enregistré dans un cadre médical avec un patient normal où on remarque des oscillations liées au bruit et un offset irrégulier lié à la respiration du patient, (b) un ECG artificiel réalisé à partir d'un programme [37], il n'y a pas de bruits et l'offset est une oscillation artificiellement ajoutée pour représenter la ligne de base 50Hz (réseau EDF). 50

3.4 Sur l'exemple de cet ECG, nous distinguons 10 True positives (VP=10), 3 positions différées soit FP=3, 2 positions négatives où l'algorithme détecte des pics R alors qu'ils n'existent pas (VN=2), il y a une position du pic R qui n'est ni localisée ni prédite (FN=1). 52

3.5 Comparaison des débruitages additif et multiplicatif d'un ECG : (a) Signal ECG initial issu de la base de référence MIT [ecg n°100] correspondant à un sujet normal sans anomalies cardiaques. (b) Bruitage de l'ECG initial [MIT n°100] par un bruit additif Gaussien ($\mu = 0$, $\nu = 0.1$). Le signal est complètement dégradé par le bruit, les caractéristiques physiologiques ne sont plus identifiables. Le bruit additif avec une répartition uniforme ne correspond pas au bruitage réel des signaux cardiaques. (c) Bruitage de l'ECG initial [MIT n°100] par un bruit multiplicatif Speckle ($\mu = 0$, $\nu = 0.1$), les pics R sont encore identifiables et on a une conservation de la forme ondulaire de l'ECG initial. 56

3.6 Ce schéma bloc présente le principe de base de l'algorithme développé par Arzeno et al. [45] pour la détection du complexe QRS. L'ECG est filtré par un passe bande de $8Hz\,à\,20Hz$ pour supprimer la ligne de base et les artéfacts, puis dérivé pour localiser les passages par zéro. Pour corriger le décalage les auteurs appliquent la transformée d'Hilbert pour déterminer le signal analytique suivi d'un seuillage dynamique pour une localisation automatisée des pics R. source : [45]. 58

3.7 Identification des composantes internes A2 et P2 (aortique et pulmonaire) du son B2 physiologique d'un PCG normal. 62

3.8 Spectrogramme d'un PCG sain : (a) identification des sons B1 et B2 après filtrage du PCG (b) Localisation de B1 et B2 du PCG d'un sujet sain et leurs composantes internes T1, M1, A2, P2 (c) le contour du spectrogramme donne une localisation temps-fréquence des composantes internes des sons B1 et B2 du PCG. source : [57] 63

3.9 Spectrogramme de quelques cas de PCG pathologiques : (a) identification des sons B1 et B2 après filtrage d'un PCG pathologique avec localisation par spectrogramme de la bande fréquentielle d'une insuffisance mitrale. (b) Localisation par spectrogramme d'un rétrécissement aortique. (c) Localisation par spectrogramme d'un rétrécissement aortique collée au son B1. (d) Localisation par spectrogramme d'une insuffisance aortique distolique. source : [57] 64

3.10 Pour le même PCG sain, la représentation temps-fréquence par la distribution WVD fait apparaître des interférences qui peuvent être interprétées comme des pathologies cardiaques, alors que la WVD lissée permet de supprimer ces interférences tout en conservant la localisation des sons B1 et B2, ce qui n'altère pas le diagnostic médical. source : [57] 66
3.11 Représentation temps-fréquence obtenue par DWVL, d'un PCG normal et ses composantes B1 et B2 : (a) l'étendue fréquentielle des composantes B1 et B2 du PCG d'un patient normal est de 25 Hz à 130 Hz, B1 est une composante plus courte dans le temps que le son B2, (b) les oscillations du son B1 sont plus concentrées et se situent de 40Hz à 90Hz, (c) les oscillations du son B2 sont plus identifiables avec l'identification de A2 et P2. (source : [61]) 67

4.1 L'EMD sépare les oscillations lentes des oscillations rapides d'un signal. Les oscillations rapides (hautes fréquences) sont des détails du signal et les oscillations lentes (basses fréquences) sont ses approximations [67, 69]. 73
4.2 Illustration de la décomposition par EMD des oscillations d'un signal synthétique modulé en amplitude et en fréquence. Ces composantes sont placées des hautes aux basses fréquences avec un résidu lié à des limites de la décomposition par EMD. 75
4.3 L'application de l'EMD à un signal sinusoïdal (4.4) pur avec une fréquence $\nu = 0.05$ conduit à une décomposition en une seule composante (IMF1) et un résidu nul. 81
4.4 L'application de l'EMD au même signal sinusoïdal (4.4) pur avec une fréquence différente $\nu = 0.038$ et contrairement au cas avec $\nu = 0.05$ aboutit à plusieurs IMF avec un résidu non nul. Il y a donc influence de la discrétisation du signal analysé sur la décomposition par EMD. 82
4.5 Décomposition par l'EMD d'un signal synthétique 84
4.6 La décomposition par EMD d'un signal conduit à un paquet de composantes (IMF) qui définissent des niveaux différents d'analyse et dont on peut faire le parallèle avec l'analyse multiéchelle de la TO. 85
4.7 Schéma de principe de la TH d'un signal s(t). Après l'obtention du signal analytique $y(t)$ du signal initial $s(t)$, le calcul du module et de l'argument permet de déterminer l'amplitude et la fréquence instantanées du signal. . . 88
4.8 Organigramme de la THH qui présente la combinaison de l'EMD à la TH pour réaliser la transformée Huang Hilbert (THH). Au signal initial $s(t)$, on applique l'EMD qui le décompose en différentes oscillations IMF. A chaque IMF_j on applique la TH qui donne un ensemble de couples $[AI_j(t), FI_j(t)]$ correspondant à l'amplitude et la fréquence instantanée de chaque $IMF_j(t)$ pour aboutir à une représentation temps-fréquence du signal $s(t)$. 88
4.9 ECG réel et bruité [MIT 203] 90
4.10 $RMSE_j$ modal en fonction de l'ordre des IMF_j 91
4.11 Influence de la nature du bruit sur l'ECG 91
4.12 Suppression par EMD de la ligne de base et artefacts des ECG 92

4.13 Répartition fréquentielle instantanée des modes de l'ECG MIT203 93
4.14 Détection des pics R de l'ECG initial (MIT 203) et son rythme cardiaque . . 94
4.15 Détection des pics R de l'ECG (MIT 203) Filtré et son rythme cardiaque . . 95
4.16 PCG réel [CARDIAGS SAS 727edd83hV4] 95
4.17 Les $IMF_{1\leq j\leq 7}$ et leurs Spectres 96
4.18 Les $IMF_{8\leq j\leq 13}$et leurs Spectres 97
4.19 Débruitage de PCG par EMD 98
4.20 Débruitage des PCG sans délocalisation des signatures 98

5.1 Logigramme de l'EDA à l'itération $(k+1)$ 101
5.2 Illustration des différentes étapes de l'algorithme EDA (une itération) : (a) le signal initial synthétique (b) détection des maxima et interpolation par spline cubique pour obtenir les enveloppes supérieure E_{max} et inférieure E_{min} (c) détermination de la moyenne des enveloppes du signal (d) Visualisation du signal, ses enveloppes et leur moyenne (e) Visualisation du signal s(t) et la moyenne m_k de ses enveloppes (f) Extraction de l'$imf_{k+1} = s_{k+1}$. 102
5.3 Synoptique du bruit résiduel obtenu à l'échelle j de l'EDA. S_t : signal original non bruité, S_e : signal d'entrée bruité avec un bruit b de nature multiplicatif ou additif et avec un écart-type σ_b. Le bruit résiduel à l'échelle k est : $S'_{b,k} = S_{s,k} - S_t$. 103
5.4 Débruitage par EDA de 3 signaux harmoniques bruités avec un bruit additif de variance $(\sigma_b = 3)$. 105
5.5 RSB(db) en fonction des itérations avec un bruit à niveau fixe ($\sigma_b = 3$) pour 4 signaux harmoniques différents. 106
5.6 (a) Signal chirp bruité avec un bruit Gaussien de niveaux différents (b) Résultats de débruitage obtenus par EDA 106
5.7 RSB(db) en fonction des itérations pour un le même signal chirp avec différents niveaux du bruit : la force du bruit fixe le nombre d'itérations nécessaires pour un débruitage optimal par EDA 107
5.8 Evolution du RSB(db) optimal de l'opérateur EDA appliqué sur le signal chirp (15000 échantillons) en fonction de la force du bruit gaussien. Le débruitage par EDA reste croissant jusqu'à $\sigma_b = 10$ mais décroit au delà car le signal est complètement noyé dans le bruit et il est difficile pour l'EDA de distinguer l'information du bruit. 108
5.9 Filtrage par EDA appliqué au signal Chirp dégradé (15000 samples) par un bruit multiplicatif speckle de variance $\sigma_b = 5$. 109
5.10 L'évolution du RSB (db) en fonction des itérations pour un signal CHIRP dégradé par un bruit multiplicatif speckle de différents écart-types. 109
5.11 L'évolution du RSB (db) en fonction des itérations pour un signal modulé (15000 échantillons) dégradé par un bruit multiplicatif speckle de différents valeurs d'écart-types. 110

5.12 Comparaison du débruitage optimal réalisé, par l'opérateur EDA et par filtre gaussien (de variance σ_g), sur signal chirp (15000 samples) bruité avec des bruits additif et speckle : l'EDA réalise un meilleur débruitage que le filtre gaussien mais son RSB (db) décroit en fonction du niveau du bruit. 111
5.13 Filtrage d'un ECG réel par EDA ($RSB(db) = 27db$) 113
5.14 Débruitage de PCG réel par EDA ($RSB(db) = 22.5db$) 114

6.1 Les exposants de Lipschitz déterminent la nature locale du signal [19] : si c'est 0 on a un saut, le signal est non dérivable ; si c'est -1 on a une impulsion ; si c'est 1 la fonction est dérivable qu'une fois ; si c'est 1.6 le signal est dérivable plus d'une fois dans cette zone. Source : "Singularity détection by wavelet approach with an application to electrocardiogram signal", SPIE (2010). . . 119
6.2 Analyse multi-échelle du signal ECG (MIT 100) : 1ère, 2ème, 4ème et 8ème échelle, en utilisant l'ondelette mère chapeau Mexicain. Dans les premières échelles, les maxima locaux correspondent aux bruits et aux pics mais au fur et à mesure de l'analyse, il y a disparition des bruits et nous ne conservons que les maxima locaux correspondant aux pics marquants. 120
6.3 Signal initial ECG (MIT 100) et les lignes des maxima de module (WTMM) à différentes échelles. Ces différents segments correspondent à la détection des maxima locaux au cours de l'analyse multi-échelle. 121
6.4 Signal initial ECG (MIT 100) et les cônes d'influence déterminés par les exposants de Lipschitz après la suppression des maxima locaux dans les premières échelles. Les sommets de ces cônes correspondent aux positions des pics R et leurs aires contrastées forment l'enveloppe des complexes QRS. 121
6.5 Evolution logarithmique du module$|Wf(s, x_0)|$ en fonction de $Log_2 s$ (échelle de l'ondelette) au point $x_0 = 380$ de l'ECG n°100 de la base MIT. On obtient une zone linéaire dont le coefficient directeur permet de déterminer le coefficient de Lipschitz correspondant au point d'abscisse$x_0 = 380$. 122
6.6 En classifiant les coefficient de Lipschitz des maxima détectés dans l'ECG en fonction des amplitudes permet d'identifier différents groupes de maxima. Les pics R ont des valeurs de Lipschitz limitées entre [0.3 ; 1.5], cela permet d'extraire des maxima localisés dans l'ECG ceux correspondants aux pics R (MIT n°100). 123
6.7 Localisation des transitions d'un signal échantillonnés par l'extraction de la position des fronts montant (saut positif) et descendant (saut négatif) ; une approche utilisable pour la localisation des transitions de l'ECG et la détection des pics R, P, T. 126
6.8 Localisation des pics R par l'approche NFLS : dans un premier temps nous localisons les transitions positives S^+ qui correspondent au début des complexes QRS puis les transitions négatives S_- correspondants à la fin des complexes QRS. Après la délimitation de chaque QRS nous localisons les pics R qui s'y trouvent en déterminant le maxima limité dans cette fenêtre. 128

6.9 Délimitation du début de l'onde P d'un ECG par l'approche NFLS : a) A partir de la position du pic R, on réalise un fenêtrage de la zone de l'ECG contenant l'onde P . b) détection par la NFLS du début et de la fin du saut positif $S+$ (transition montante) de l'onde P. c) délimitation par NFLS du début P_d de l'onde P. 132
6.10 Délimitation de la fin de l'onde P d'un ECG par l'approche NFLS : a) A partir de la position du pic R, on réalise un fenêtrage de la zone de l'ECG contenant l'onde P . b) détection par la NFLS du début et de la fin du saut négatif $S-$ (transition descendante) de l'onde P. c) délimitation par NFLS de la fin P_f de l'onde P. 132
6.11 Signal ECG synthétique généré par l'algorithme présenté par le modèle dynamique publié par McSharry et al. 133
6.12 Evolution de la sensibilité $S_e(\%)$ de la détection par NFLS des caractéristiques de l'ECG synthétique en fonction du niveau du bruit. L'approche NFLS réalise de bonnes performances de localisation des pics R et de délimitation de l'onde T même en présence d'un assez fort niveau de bruit. 134
6.13 Synchronisation du PCG filtré avec l'ECG : le son B1 se trouve à la fin du pic R, le son B2 se trouve à la fin de l'onde T et le B4 coïncide avec le début de l'onde P. On distingue les phases systole et diastole avec le son B3 qui se trouve au milieu de la diastole. Les sons B1 et B2 sont composés de 4 oscillations chacun. 137
6.14 Evolution du rapport énergétique des IMF : c'est une représentation du critère de sélection R_j en fonction des IMF. Les $IMF_{6\leq j\leq 8}$ contiennent les informations utiles sur B1 et B2, c'est une forme de filtrage passe-bande sélectif du PCG. 139
6.15 Synchronisation du PCG sur l'ECG : la localisation des pics R de l'ECG donne la position des sons B1 du PCG, la fin de de l'onde T de l'ECG donne la position des sons B2 du PCG. L'enregistrement initial du PCG ne permet pas d'identifier les oscillations des sons B1 et B2. 140
6.16 Principe de la localisation à partir de l'ECG des oscillations modales de B1 et B2 : une fois les positions des sons B1 et B2 sont localisées nous les utilisons comme référence dans les IMF extraites par l'application de l'EMD sur le PCG initial. 140
6.17 La décomposition d'un PCG par l'EMD permet d'obtenir la représentation en IMF. L'application du critère de sélection modale R_j permet d'extraire et de visualiser les modes intéressants (IMF4 à l'IMF9 ici). A partir de la localisation par NFLS des pics R et T, nous pouvons localiser les oscillations B1 et B2 du PCG dans chaque mode. 141
6.18 En appliquant l'EMD sur un PCG réel sans traitement et le critère de sélection modale, nous obtenons la composante modale sélectionnée (ici : IMF7). Par synchronisation avec l'ECG, nous identifions les sons B1 et B2 et nous mettons en évidence les oscillations qu'ils contiennent alors qu'elles ne sont pas observables directement sur le signal PCG initial. 142

6.19 Après extraction de l'IMF7 du PCG par le critère de sélection modale, nous appliquons la THH pour localiser les sons B1 et B2, identifier les phases systole et diastole et déterminer le rythme cardiaque. Sur cette figure, le signal ECG sert à confirmer la bonne localisation des sons B1 et B2. 144
6.20 Les sons B1 et B2 sélectionnés sur l'IMF6 et leur WVD : après extraction de l'IMF6 qui contient des informations utiles sur B1 et B2, nous pouvons distinguer les pics T1 et M1 de B1, et les pics A2 et P2 du B2. Nous mesurons les décalages temporels (exemple du split cf. 2.4.3 : $\triangle t_{A2P2} = 27ms$) et les différentes amplitudes entre ces pics. Précieuse pour l'aide au diagnostic. . . 145
6.21 L'oscillation B1 localisée dans l'IMF 7 et son spectre : nous identifions clairement les pics M1 et T1 et nous pouvons mesurer l'écart temporel Δt entre les pics les plus élevés (M1 et T1), des opérations non réalisables avec un PCG brut. 146

Liste des tableaux

2.1 Les différentes 12 dérivations et les zones cardiaques qu'elles doivent explorer : les ventricules droit et gauche sont explorés par V1-V2-V5-V6, les bords gauche et droit sont exploés par D1, aVL, aVR, la face intérieure du coeur est explorée par D2,D3,aVF. 24

3.1 Description du système binaire de classification (ROC). VP : la localisation réelle du complexe QRS correspond à la localisation algorithmique, la prédiction est juste. FP : il n' y a pas de complexe QRS mais l'approche signale l'existence d'une zone, la prédiction est fausse. VN : il y a un complexe QRS dans la zone de l'ECG mais l'algorithme ne l'a pas détecté, la prédiction est erronée. FN : il n'y a pas de complexe QRS et l'approche ne signale aucune détection, la prédiction est juste. 51

3.2 Ce tableau récapitule les différentes localisations des pics R pour le cas de l'exemple (figure 3.4). A partir de ces valeurs on peut déduire la sensibilité de l'algorithme supposé utilisé et sa prédiction. 53

3.3 En milliseconde (ms), les tolérances acceptables pour une validation minimale des algorithmes de détection automatisée des principales caractéristiques du signal ECG. Pour le détection du complexe QRS (début $QRS_{on} = 6.5ms$; fin $QRS_{end} = 11.6ms$), pour la détection de l'onde P (début $P_{on} = 10.2ms$; fin $P_{end} = 12.7ms$), pour détecter la fin de l'onde T ($T_{end} = 30.6ms$). 53

3.4 Résultats de l'algorithme MMD de Sun et al. 2005. Après une étape de prétraitement du signal ECG, l'algorithme délimite le début et la fin des ondes P et T, après la localisation du complexe QRS il réalise un décalage déterminé sur la gauche et la droite. (Voir la section 3.5.1 sur les critères de localisation). (source : [50]) . 59

3.5 Résultats de l'algorithme Lin et al. 2011 après un test sur 1750 ECG de de la base QTDB. La sensibilité est de 100% pour la délimitation des ondes T et de 99,60% pour la délimitation de l'onde P des ECG. Ces résultats marquent la qualité de cette approche dans la délimitation des ondes P et T des électrocardiogrammes. (Voir la section 3.5.1sur les critères de localisation) source : [51] 60

3.6 Résultats de l'algorithme Martinez et al. 2004. La sensibilité de leur algorithme qui est une extension de l'application des ondelettes pour la détection des complexes QRS, est plus intéressante pour délimiter l'onde T avec un taux de prédiction P+ très élevé que pour la délimitation de l'onde P. Ceci s'explique par la faible énergie de l'onde P dans l'ECG, qui est donc difficile à délimiter en présence du bruit. (Voir la section 3.5.1sur les critères de localisation). source : [52] 60

4.1 Calcul de la matrice d'orthogonalité du signal synthétique (4.4) avec un indice d'orthogonalité de l'EMD, Io_{emd} largement inférieur à 1 : il est donc possible de reconstituer le signal initial à partir de ses IMF. On peut parler de l'EMDI (EMD Inverse). 78

4.2 Exemple de valeurs de l'indice global d'orthogonalité des signaux cardiaques réels (10 signaux issus de CARDIAGS SASDatabase). Les valeurs mesurées sont inférieures à 1, il est donc possible de reconstituer le signal initial enregistré à partir de ses IMF réalisées par l'EMD. Et les cas pathologiques (I_O en rouge dans le tableau) présentent un indice global plus élevé (supérieur à la moyenne $Moy(I_O)$), il faut donc extraire davantage d'informations médicales et un temps plus élevé pour l'exécution de l'algorithme EMD. 79

4.3 Pour les trois IMF du signal synthétique analysé (4.4), l'erreur d'estimation modale entre les composantes réelles du signal et ses IMF obtenues par la décomposition EMD est différente suivant le niveau de la décomposition. . . 83

5.1 Max (RSB(db)) pour un Chirp avec différents σ_b 108

5.2 Mesure de la délocalisation temporelle des pics de l'ECG après débruitage par EDA 112

5.3 Mesure de la délocalisation temporelle des pics R de l'ECG après débruitage par un filtre gaussien. En variant la déviation standard σ_g de la distribution gaussienne, nous mesurons un léger décalage des pics des ECG et qui augmente en fonction de la variance du filtre gaussien. 113

5.4 Mesure de la délocalisation temporelle des Pics des sons B1 du PCG après débruitage par EDA 114

6.1 Résultats des tests de la WTMM sur certains ECG de MIT database : la localisation des pics R est supérieur à 97% pour 92.3% des signaux testés. . 125

6.2 Délimitation par NFLS des complexes QRS des ECG avec arythmie de la base MIT. L'erreur moyenne m (en ms) des mesures, du début (QRS_début) et de la fin (QRS_fin) des complexes QRS, permet de comparer l'écart entre les détections effectuées automatiquement par la NFLS et celles prélevées par un expert en cardiologie. Ces mesures montrent une très bonne performance de la NFLS pour la délimitation des complexes QRS des ECG. 130

6.3 Au signal ECG synthétique généré nous ajoutons un bruit additif gaussien avec huit valeurs différentes de variances. Nous obtenons ainsi un ECG synthétique bruité avec huit niveaux de bruits 133

6.4 Résultats de l'approche NFLS appliquée sur 12 signaux ECG de la base MIH-BIT (fréquence d'échantillonnage : $f_e = 250Hz$) contenant 300 battements. Nous avons mesuré la prédictivité positive $P^+(\%)$ et la sensibilité $S_e(\%)$ pour chaque enregistrement, et nous avons déterminé l'erreur moyenne $m\,(ms)$ et l'écart type $\sigma\,(ms)$ de ces paramètres en comparaisant avec les mesures réalisées manuellement par un expert en cardiologie. 135

6.5 Résultats de l'approche NFLS appliquée sur 12 signaux ECG choisis au hasard dans la base MIH-BIT. Pour comparer ses performances avec les algorithmes les plus utilisés pour la délimitation des ondes P et T : TO[93], LPD [94], Bayes [51], nous avons mesuré la prédictivité positive $P^+(\%)$ et la sensibilité $S_e(\%)$ pour chaque enregistrement, et nous avons déterminé l'erreur moyenne $m\,(ms)$ de ces paramètres en prenant comme référence les mesures réalisées manuellement par un expert en cardiologie. L'algorithme NFLS donne des résultats moins performants pour la délimitation de l'onde P mais réalise des bonnes performances pour la localisation de la fin de l'onde T (T_f) et pour la détection des pics R du complexe QRS. (NA=Non Analysé) 135

6.6 Nous mesurons les positions et les amplitudes des pics M1 et T1 de l'oscillation B1, et nous visualisons les fréquences marquantes de son spectre. 146

Liste des algorithmes

4.1 Présentation des différentes étapes de l'algorithme EMD (détection des enveloppes du signal et le calcul de leur moyenne, extraction par soustraction des composantes oscillantes IMF du signal jusqu'au résidu, avec un critère d'arrêt prédéfini de l'algorithme EMD). 76

4.2 Présentation de l'algorithme de la THH. On applique l'EMD au signal à analyser pour obtenir ses IMF. A chaque IMF, c'est la TH qui donne un ensemble de couples $[AI_j(t), FI_j(t)]$. 89

6.1 Algorithme de détection du complexe QRS par l'approche NFLS 129

6.2 Localisation de l'onde T par NFLS 131

6.3 Algorithme d'analyse du PCG 138

6.4 Après application de l'EMD à un PCG et l'extraction par le critère de sélection modale de l'IMF contenant les oscillations marquantes (ici IMF7), nous appliquons la THH pour localiser les sons B1 et B2. 143

Annexes

ANNEXES

DETECTION OF QRS COMPLEX IN ECG SIGNAL BASED ON CLASSIFICATION APPROACH

JALIL Bushra, BEYA Ouadi, FAUVET Eric, LALIGANT Olivier

LE2I, UMR CNRS 5158, 12 Rue de la Fonderie, 71200 Le Creusot, France

ABSTRACT

Electrocardiogram (ECG) signals are used to analyze the cardiovascular activity in the human body and have a primary role in the diagnosis of several heart diseases. The QRS complex is the most important and distinguishable component in the ECG because of its spiked nature and high amplitude. Automatic detection and delineation of the QRS complex in ECG is of extreme importance for computer aided diagnosis of cardiac disorder. Therefore, the accurate detection of this component is crucial to the performance of subsequent machine learning algorithms for cardiac disease classification. The aim of the present work is to detect the QRS wave from electrocardiogram (ECG) signals. Initially the baseline drift has been removed from the signal followed by the decomposition using continuous wavelet transform. Modulus maxima approach proposed by Mallat has been used to compute the Lipschitz exponent of the components. By using the property of R peak, having highest and prominent amplitude and Lipschitz exponents, we have applied the K means clustering technique to classify QRS complex. In order to evaluate the algorithm, the analysis has been done on MIT-BIH Arrhythmia database.

Index Terms— Continuous Wavelet Transform(CWT), Baseline drift, Lipschitz exponent, K means Clustring

1. INTRODUCTION

An Electrocardiogram (ECG) is a diagnostic tool that measures the electrical activity of the heart beat over the time. The recognition and analysis of ECG signal is difficult, since their size and form may eventually change and also, the presence of noise can also change the signal. The performance of an automated ECG analysis system depends heavily on the reliable detection of different parts of the signal e.g. QRS complex, P wave and T wave.

In terms of disease classification, the QRS complex is of pathological importance and its detection serves as an entry point of almost all of the automated ECG analysis algorithms. Several different approaches based on neural networks, some heuristic methods based on non linear transform and wavelet transform has been proposed in the past. The detail overview of these approached has been given in [1].

Wavelet transform is a powerful tool for analyzing the bio medical signals, which have a tendency to change their statistical properties with time. A detail review of wavelet transform in biomedical applications is given in [2]. The algorithm proposed in the past were either based on the Mallat's and Huwang's [3] wavelet approach or on thresholds criteria [1]. Although successful, but these approaches suffer due to the presence of noise elements. As thresholding is always dependent on the noise and modulus maxima alone could suffer from the discontinuities or the shape of the signal as well. Therefore in order to over come these problems, we are proposing to merge these two techniques together and take the advantage from both of them.

In the next section, we will explain the brief overview of baseline drift removal procedure and multiscale analysis based approach to compute Lipschitz exponents. The third section deals with the explanation of k means clustering approach used in our work. Results are given and discussed in section 4.

2. BASELINE WANDERING REMOVAL BY WAVELET DECOMPOSITION

In practical situations, most of the signal contains significant amount of noise elements which does not allow the accurate analysis of signal, namely power line interference, baseline drift and electromyogram. Reduction of baseline drift is desirable for implementing an amplitude based strategy. As these baseline wandering corresponds to the low frequency element, therefore by using the approximation coefficients of the discrete wavelet transform, it is possible to reduce this noise element [4].

2.1 Discrete Wavelet Transform(DWT)

The N noisy data are transformed via the discrete wavelet transform, to obtain N noisy wavelet coefficients ($y_{j;k}$). The DWT of a signal x is calculated by passing it through a series of filters [3].

$$a_{j+1}[p] = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h[n-2p]a_j[n] \tag{1}$$

$$d_{j+1}[p] = \sum_{n=-\infty}^{\infty} g[n-2p]a_j[n] \tag{2}$$

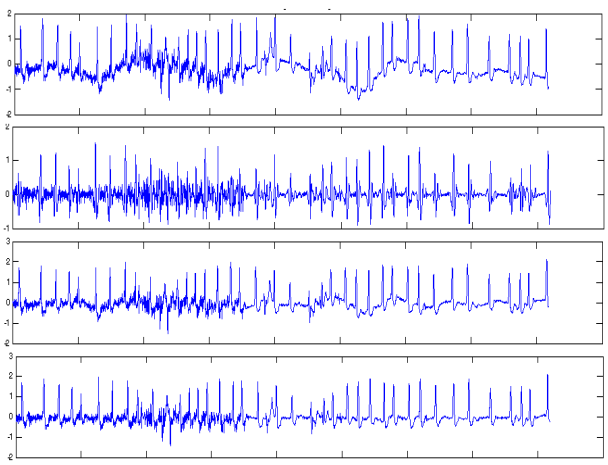


Fig. 1. MIT Database (203) a) Original signal, b) Over fitting, Level = 6 c) Poor Approximation Level = 9, d) Most Appropriate Approximation Level = 8

After few iterations in multiscale analysis, the approximation coefficients correspond to the lower frequency base line drift component of the ECG signal. The zeroing of the scaling coefficients results in removing the effect of baseline wandering (Figure 1). In order to obtain good results the important parameter to consider in this approach is the level of decomposition. The wrong selection of the decomposition level might results in either over fitting effect in baseline approximation or conversely with poor approximation due to high level. The result in this work is based on the empirical analysis of the signal.

3. QRS IDENTIFICATION BY MODULUS MAXIMA APPROACH

Many methods have been developed in the past for the detection of QRS complex. However, most of these methods suffer mainly from of problems like, QRS waveform varies from patient to patient, noise and noise removal technique results in modification of original signal which ultimately results in false detection. Therefore in order to overcome these problems, we are proposing to decompose the signal and by computing the Lipschitz exponent from modulus maximas, we can classify the R peaks from the rest of the points.

3.1. Continuous Wavelet Transform

The Morlet-Grossmann definition of the continuous wavelet transform for a 1-dimensional signal $f(x)$ is [3] :

$$WT(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\psi^* \left[\frac{(x-b)}{a}\right] dx \tag{3}$$

Where: -$WT(a,b)$ is the wavelet coefficient of the function f (x) - $\psi(x)$ is the analyzing wavelet - a is the scale parameter - b is the position parameter

The constant $\frac{1}{\sqrt{a}}$ is used to normalize or conserve the energy before and after the transform. In our work, we are using second order gaussian function (Mexican Hat) as a mother wavelet function (Figure 2a). Figure 3 shows the multiscale analysis of the signal.

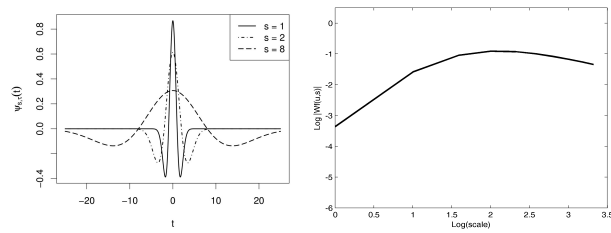


Fig. 2. a) Mexican Hat Mother Wavelet, b) Decay curve of $Wf(s,x_0)$along $Log_2 s$ at the point $x_0 = 350$

3.2. Wavelet Transform Modulus Maxima(WTMM)

The Modulus maximum is termed as, any point (u_0, s_0) such that $|Wf(u,s_0)|$ is locally maximum at $u = u_0$ and the maxima line to any connected curve $S(u)$ in the scale-space plane (u,s) along which all points are modulus maxima [3].

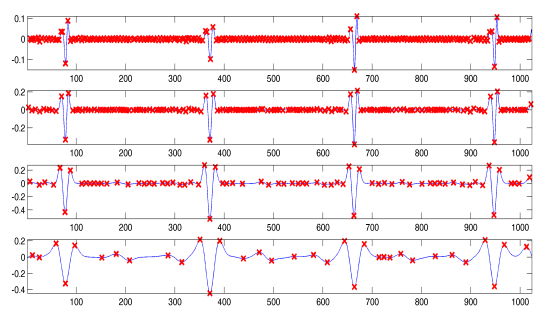


Fig. 3. Multiscale analysis of ECG signal at ,$1^{st}, 2^{nd}, 4^{rth}$&8th scale by using Mexican Hat Mother Wavelet (MIT 100)

3.3. Lipschitz Exponent

The singularity and the regularity of the points can be described by computing their Lipschitz exponent [3].

Definition: Suppose n is an integer, $n < \alpha < n+1$, the signal $f(x)$ has Lipschitz α at x_0, if and only if there exists a

constant A and $x_0 > 0$ which, that for the polynomial $P_n(x)$ of n-order, satisfy [3]:

$$f(x) - p_n(x) \leq A|x - x_0|^{\alpha} \tag{4}$$

Where the least upper bound of α at the point of $x0$ is defined as the regularity of $f(x)$ at the point of x_0. Figure 2b shows the decay curve of $Wf(s, x_0)$along $Log_2 s$ at the point x_0. The Lipschitz exponent can be computed from equation 4 by using the linear part of the modulus maxima line.

3.4. Localization solution

Continuous wavelet transform suffers from the problem of localization. We compute the WTMM and store values in the maxima lines that converge to the R peak. These modulus maxima lines correspond to the cone of influence [3] which will converge to the expected R peaks. In order to reduce the computation time and to avoid noise elements and singularities (discontinuities), we have traced the modulus maxima lines from higher scale to lower. Figure 2b and 4 shows the explanation of modulus maxima lines and cone of influence respectively.

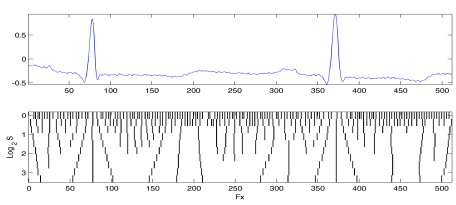


Fig. 4. a) Original Signal b) Modulus Maxima lines.

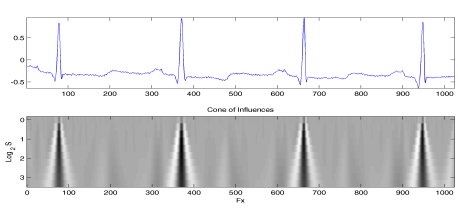


Fig. 5. a) Original Signal b) Cone of influence representation

4. K MEANS CLUSTERING

K-means algorithm is based on the minimization of performance index, which is defined as the sum of squared distances from all points in a cluster domain to the cluster center. The various procedural steps of the K-means algorithm are as follows [5, 6].

Step 1: choose initially K cluster centers $Z1(1), Z2(1)...Z_k(1)$. These are arbitrary and are usually selected as the first K samples of the given samples set X and $Zl + 1(1)/ = Zl(1), forl = 1, 2, ..., K$–1.

Step 2: at the kth iterative step, distribute the samples X among the K cluster domain, using the following relation.
$X \epsilon S_j(k)$

$$if||X - Z_j(k)|| < ||X - Z_i(k)|| \tag{5}$$

For all $i = 1, 2, ..., K$, $i \neq j$, where $S_j(k)$denotes the set of samples whose cluster center is $Z_j(k)$. Step 3: From the results of step 2, we compute the new cluster centers $Zj(k + 1), j = 1, 2, ..., K$, such that the sum of the squared distances from all the points in $S_j(k)$ to the new cluster center is minimized. In other words, the new center $Z_j(k + 1)$ is computed so that the performance index,

$$J_j = \sum_{X \epsilon S_j(k)} ||X - Z_j(k + 1)||^2 \tag{6}$$

$j = 1, 2, ...K$ is minimized. The $Zj(k + 1)$, which minimizes this performance index is simply the sample mean of $S_j(k)$. Therefore, the new cluster center is given by,

$$Z_j(k + 1) = \frac{1}{N_j} \sum_{X \epsilon S_j(k)} X, j = 1, 2, ...K \tag{7}$$

where, N_j is the number of samples in $S_j(k)$. Step 4: if $Zj(k + 1) = Zj(k)$ for $j = 1, 2, ..., K$, the algorithm has converged and the procedure is terminated. The behavior of K-means algorithm is influenced by the number of cluster centers specified, the choice of initial cluster, the order in which the sample are taken and the geometrical properties of data. In the present work, we have limited the total number of iteration to compute the distance to 100 and the total number of clusters has been fixed at 3. Although quite successful, but in order to improve the accuracy of the results, in some cases we have to increase the total number of clusters. The final selection of cluster which belongs to R peaks is based on the highest amplitude and approximate Lipschitz values.

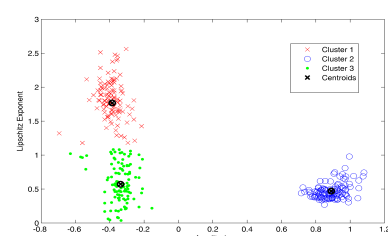


Fig. 6. Kmeans Clustring between Lipschitz Exponents and Amplitude to identify QRS complex (MIT 100)

5. RESULTS

Data set: The ECG signals used in this work are a part of MIT-BIH Arrhythmia Database given on the website of MIT

[7]. As the algorithm has been implemented in Matlab working environment, therefore the part of the whole duration of each data set has been evaluated in our case.In order to evaluate the detection of QRS complex, we have used the two essential parameters for describing the overall performance of the detector [1] and these are sensitivity S_e

$$S_e = \frac{TP}{TP + FN} \tag{8}$$

and the positive predictivity P^+

$$P^+ = \frac{TP}{TP + FP} \tag{9}$$

The results obtained from the proposed algorithm (Table 1) are quite comparable and satisfactory in compared of review given in [1]. In the case of normal beats (*e.g.* 100,101,105,117,122,203,209,222,230,234) and right bundle branch block (118,124), the results are quite encouraging and almost all the beats were detected successfully. Similarly, in the case of left bundle branch block (109,111), the total number of complexes detected are quite accurate and result in giving the S_e and P^+ranging from 99.05% to 100%. However, in the case of premature ventricular contraction in record 233, the positive predictivity was not as good as expected $P^+ = 69\%$ possibly due to the sudden inversion of amplitude from R to S peak but in this case as well, our sensitivity measure is still good.

6. CONCLUSION

In this work, we have proposed a new method to detect the QRS complex from wavelet based approaches predict the QRS complex. We have identified the sharp variation in the ECG by relating them to the local maxima and minima in wavelet transform across different scales. Lipschitz exponent computed from these modulus maxima lines results in giving the order of differentiability of the point. we have applied the Kmeans clustring to group the points having same characteristics (Lipschitz exponent and amplitude). At the initial stages the algorithm has been tested on part of MIT-BIH arrhythima database and the result obtained were quite encouraging to improve and test this algorithm for other data set as well. In the future, we are proposing an algorithm based on these modulus maxima lines and Lipschitz exponents to compute the duration of QRS complex. At the same time left bundle branch block and right bundle branch block can also be detected by tracking these maximas within cone of influence and cycle duration.

Record	Total Beats	TP	FN	FP	$\%S_e$	$\%P^+$
100	113	113	0	0	100	100
101	106	106	0	0	100	100
102	111	110	0	1	100	99.10
105	126	126	0	0	100	100
106	102	102	9	0	91.89	100
109	135	134	0	1	100	99.26
111	105	104	0	1	100	99.05
113	88	87	0	1	100	98.86
115	95	95	0	0	100	100
117	77	77	0	0	100	100
118	110	110	0	0	100	100
122	132	132	0	0	100	100
124	75	75	0	0	100	100
201	136	135	0	0	100	99.26
202	81	80	0	1	100	98.77
205	135	135	0	0	100	100
208	156	156	0	0	100	100
210	142	142	0	0	100	100
212	137	133	0	4	100	97.08
213	168	163	0	5	100	97.02
217	110	102	0	8	100	92.73
219	116	115	0	1	100	99.14
223	113	113	7	0	94.49	100
232	88	88	2	0	97.83	100
233	183	127	0	56	100	69.4
234	140	140	0	0	100	100

Table 1. Results obtained by applying proposed Algorithm on MIT Database

7. REFERENCES

[1] B.U. Kohler, C. Hennig, and R. Orglmeister, "The principles of software QRS detection," *IEEE Eng Biol. Mag*, vol. 21, pp. 42–57, 2002.

[2] P.S. Addison, "Wavelet transforms and the ECG: a review," *Physiological measurement*, vol. 26, no. 5, pp. 155, 2005.

[3] S.G. Mallat, *A wavelet tour of signal processing*, Academic Pr, 1999.

[4] RF von Borries, JH Pierluissi, and H. Nazeran, "Wavelet transform-based ECG baseline drift removal for body surface potential mapping," pp. 3891–3894, 2005.

[5] J.B. MacQueen et al., "Some methods for classification and analysis of multivariate observations," 1966.

[6] SS Mehta, DA Shete, NS Lingayat, and VS Chouhan, "K-means algorithm for the detection and delineation of QRS-complexes in Electrocardiogram," *IRBM*, 2009.

[7] www..physionet.org/physiobank/database/mitdb MIT Database, ," .

QRS Complex Detection by Non Linear Thresholding of Modulus Maxima

JALIL Bushra, BEYA Ouadi, FAUVET Eric, LALIGANT Olivier
LE2I, UMR CNRS 5158, 12 Rue de la Fonderie, 71200 Le Creusot,France
Bushra.Jalil@u-bourgogne.fr

***Abstract*—Electrocardiogram (ECG) signal is used to analyze the cardiovascular activity in the human body and has a primary role in the diagnosis of several heart diseases. The QRS complex is the most distinguishable component in the ECG. Therefore, the accuracy of the detection of QRS complex is crucial to the performance of subsequent machine learning algorithms for cardiac disease classification. The aim of the present work is to detect QRS wave from ECG signals. Wavelet transform filtering is applied to the signal in order to remove baseline drift, followed by QRS localization. By using the property of R peak, having highest and prominent amplitude, we have applied thresholding technique based on the median absolute deviation(MAD) of modulus maximas to detect the complex. In order to evaluate the algorithm, the analysis has been done on MIT-BIH Arrhythmia database. The results have been examined and approved by medical doctors.**

***Keywords*-Electocardiogram; Baseline drift removal, Non linear thresholding, Continuous wavelet transform, MIT Database.**

I. Introduction

The Electrocardiogram is a graphical representation of the potential difference between two points on the body surface, versus time. The recognition and the analysis of ECG signal are difficult, since their size and form may eventually change and not only that, the presence of noise from different sources can also affect the true from of the signal. Several different approaches has been proposed in the past for the detection of QRS complex. The detail review and comparison of some of these techniques is given in [1], [2], [3]. Detection of the QRS complex is of vital importance in response to the subsequent processing of the ECG signal such as calculation of the RR interval, detection of P and T waves etc. In terms of disease classification, the QRS complex is of pathological importance from doctors point of view and its detection serves as an entry point of almost all of the automated ECG analysis algorithms. However, the task of QRS detection is made intricate by the presence of noise in the ECG signal. Moreover the duration of QRS complex can vary because of the presence of cardiac diseases related to the ventricles.

In the next section of this paper, we are explaining a brief overview of heart anatomy and ECG physiology for the better understanding of the problem. In the second section, we have explained the noise removal approach. The third section deals with the explanation of QRS detection algorithm.

A. Heart Anatomy and ECG working

The heart has 4 chambers as shown in figure 1a (courtesy of [4]). The upper chambers are called the left and right atria, and the lower chambers are called the left and right ventricles. A wall of muscle called the septum separates the left and right atria and the left and right ventricles. ECG

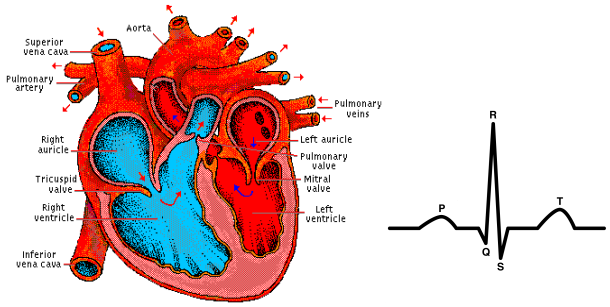


Figure 1. a) Heart structure, b) Description of ECG signal

measures the electrical activity of the heart beat over the time. With each beat, an electrical impulse travels through the heart [5], [6]. This wave causes the muscle to squeeze and pump blood from the heart. A normal heartbeat on ECG will show the timing of the top and lower chambers. The right and left atria or upper chambers make the first wave called a “P wave" following a flat line when the electrical impulse goes to the bottom chambers. The right and left bottom chambers or ventricles make the next wave called a “QRS complex.". The final wave or “T wave” represents electrical recovery or return to a resting state for the ventricles [5], [6].

II. Baseline wandering removal by wavelet decomposition

In practical situations, most of the signal contains significant amount of noise elements which does not allow the accurate analysis of signal, namely power line interference, baseline drift (caused by patient breathing, bad electrodes or improper electrode site) and electromyogram. Reduction of baseline drift is desirable for implementing amplitude threshold strategy. Wavelet transform has been used as a powerful tool for analyzing the bio medical signals, which have a tendency to change their statistical properties with time. As these baseline wandering corresponds to the low frequency element, therefore by using the approximation

coefficients of the discrete wavelet transform, it is possible to reduce this noise element [7].

2.1 Discrete Wavelet Transform

The N noisy data are transformed via the discrete wavelet transform, to obtain N noisy wavelet coefficients ($y_{j;k}$). The DWT of a signal x is calculated by passing it through a series of filters. The outputs giving the detail coefficients (from the high-pass filter) and approximation coefficients (from the low-pass) [8].

$$a_{j+1}[p] = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h[n-2p]a_j[n] \tag{1}$$

$$d_{j+1}[p] = \sum_{n=-\infty}^{\infty} g[n-2p]a_j[n] \tag{2}$$

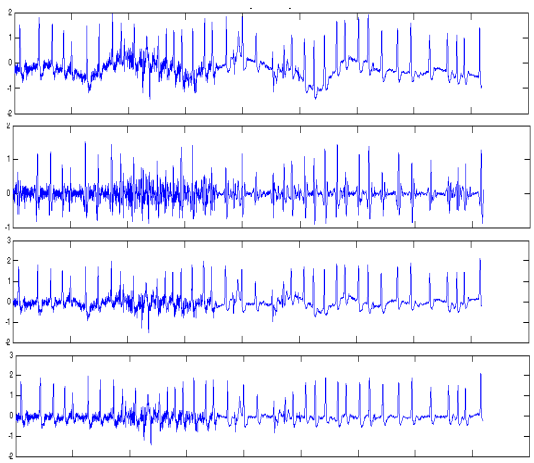


Figure 2. Sample signal taken from MIT BIH Record (203) a) Original signal, b) Over fitting, Level = 6 c) Poor Approximation Level = 9, d) Most Appropriate Approximation Level = 8

After few iteration in multiscale analysis of DWT, the approximation coefficients correspond to the lower frequency base line drift component of the ECG signal(figure 2). The zeroing of the scaling coefficients results in removing the effect of baseline wandering. In order to obtain good results the important parameter to consider in this approach is the level of decomposition. The wrong selection of the decomposition level might results in either over fitting effect in baseline approximation or conversely with poor approximation due to high level. The result in this work is based on the empirical analysis of the signal.

III. QRS Detection

Many methods have been developed in the past for the detection of QRS complex. However, most of these methods suffer mainly from of problems like, QRS waveform varies from patient to patient, noise and QRS complexes pass band overlaps, noise removal technique results in modification of original signal which ultimately results in false detection. The effect of threshold which is used to detect QRS complexes is limited for the variability of QRS waveforms for different beats of the same subject. Therefore in order to overcome these problems, we are proposing to decompose the signal and by using the amplitude property of modulus maximas of R peak, we can apply the median absolute deviation thresholding to classify these maxima of R peaks from the rest. The localization problem of continuous wavelet transform has been solved by selecting a window within the cone of influence of respective maximas.

A. Continuous Wavelet Transform

The Morlet-Grossmann definition of the continuous wavelet transform for a 1-dimensional signal f(x), the space of all square integrable functions, is [8]:

$$WT(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\psi^* \left[\frac{(x-b)}{a}\right] dx \tag{3}$$

Where: -WT(a, b) is the wavelet coefficient of the function f (x) - x is the analyzing wavelet - a (>0) is the scale parameter - b is the position parameter

The constant $\frac{1}{\sqrt{a}}$ is used to normalise or conserve the energy before and after the transform [8]. In the current work, 2nd order gaussian function (Mexican Hat) has been used as a mother wavelet function. Figure 4 shows the multiscale analysis of the signal.

B. Wavelet Transform Modulus Maxima(WTMM)

The Modulus maximum is termed as, any point (u_0, s_0) such that $|Wf(u, s_0)|$ is locally maximum at $u = u_0$ and the maxima line to any connected curve $S(u)$ in the scale-space plane (u, s) along which all points are modulus maxima [8]. These modulus maximas correspond to the significant point or peaks in the signal, as illustrated in the signal, R peaks have distinctive maximas even at coarser scales.

C. Threshold Selection

The threshold criteria is based on MAD of the negative maximas (m) of the decomposed signal. The threshold is computed and applied on the 10th scale of decomposition [9].

$$Thresh = \sigma\sqrt{2log(n)} \tag{4}$$

$$\sigma = \frac{MAD(m)}{0.6745} \tag{5}$$

where n is total number of samples.

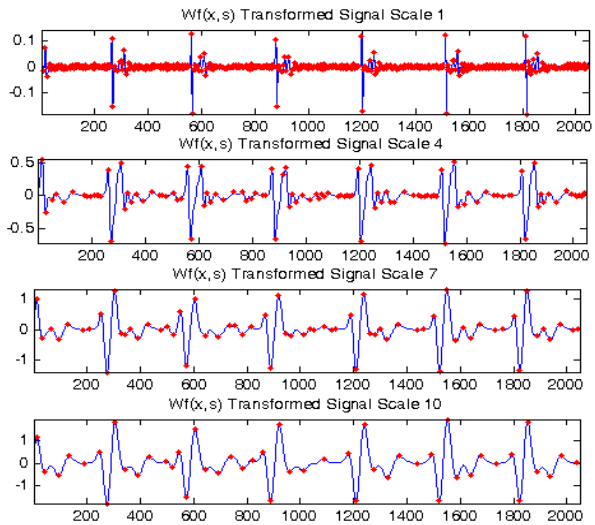


Figure 3. Modulus Maxima across different scale

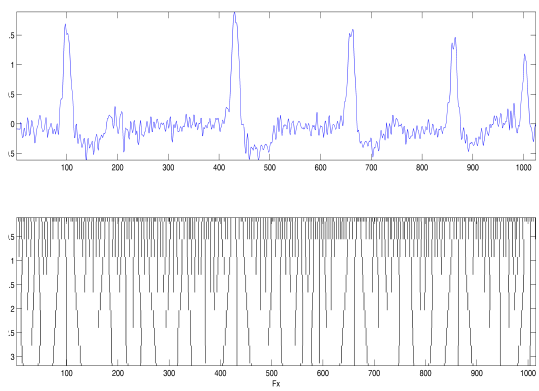


Figure 4. Modulus Maxima Lines by using 2nd order Gaussian Mother Wavelet (MIT Record 203)

D. Thresholding of Modulus Maxima

The non linear filtering applied for modulus maximas is based on soft thresholding approach proposed by Donoho [9]. Lets

$$\eta_t(y) = sgn(y)(|y| - t)_+ \tag{6}$$

denote the soft threshold which sets to zero data y below t in absolute value, and which pulls other data towards the origin by an amount t. By applying the threshold value computed from MAD, we can filter those maximas which correspond to the R peaks.After thresholding, only those maximas which are not set to zero are then considered as expected R peaks (Figure 4a).

E. Localization solution by considering cone of influence

We compute the WTMM and store values of the modulus in the maxima lines that converge to the R peak. These modulus maxima lines correspond to the cone of influence

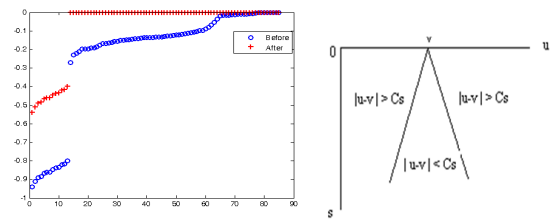


Figure 5. a) Thresholding of Maximas by using non linear analysis b) Cone of Influence

which will converge to the expected R peaks present in the signal(Figure 4b).

1) Cone of Influence: Assuming analyzing wavelet has a compact support equal to $[-C, C]$, so the support of a dilated and translated version such as $\psi\left(\frac{t-u}{s}\right)$is equal to$[u-Cs, u+Cs]$ and this is the cone of influence of v [8]. In order to solve the problem of localization, we have used the window with the size in between this cone of influence to detect the R peak.

IV. Results

The ECG signals used in this work are a part of MIT-BIH Arrhythmia Database [10]. As the algorithm has been implemented in Matlab working environment, therefore the part of the whole signal of each data set has been evaluated. In order to evaluate the detection of QRS complex, we have used two parameters to describe the overall performance of the detector and these are sensitivity S_e

$$S_e = \frac{TP}{TP + FN} \tag{7}$$

and the positive predictivity P^+

$$P^+ = \frac{TP}{TP + FP} \tag{8}$$

where TP, FP and FN stands for number of true positive detections, number of false positive detections and number of false negative detections respectively. The results obtained are quite encouraging and comparable with the previously proposed techniques given in [1]. In the case of normal beats (*e.g.* 100,101,105,117,122,203,209,222,230,234) almost all the beats were detected successfully except in the case of 203, where the P^+ is relatively less then the rest, due to the presence of power line interface. Similarly, in the case of left bundle branch block (109,111) and right bundle branch block (118,124) almost all the beats were detected successfully and result in giving the S_e and P^+ranging from 99.05% to 100%. However, in the case of premature ventricular contraction in record 200, our results were not as good as expected$S_e = 69\%$ due to the sudden inversion of amplitude from R to S peak. In this case although QRS complex is detected but not on the basis of R peak, but on the basis of S peak.

Record	Total Beats	TP	FN	FP	$\%S_e$	$\%P^+$
100	112	112	0	0	100	100
101	106	106	0	0	100	100
105	126	125	1	1	99.21	99.21
109	135	135	0	0	100	100
111	105	104	1	1	99.05	99.05
118	110	110	0	0	100	100
115	95	95	0	0	100	100
117	77	77	2	0	97.47	100
122	132	132	0	0	100	100
124	60	60	0	0	100	100
201	136	131	1	5	99.24	96.32
202	81	81	2	0	97.59	100
203	149	126	14	23	90.0	84.56
205	135	135	0	0	100	100
207	51	40	15	11	72.73	78.43
210	140	131	7	9	94.93	93.57
212	137	137	0	0	100	100
215	163	163	0	0	100	100
217	110	109	1	1	99.09	99.09
222	113	113	0	0	100	100
228	109	103	6	6	94.5	94.5
231	96	96	0	0	100	100
233	183	158	2	25	98.75	86.34
234	140	140	0	0	100	100

Table I
REULTS OBTAINED BY APPLYING PROPOSED ALGORITHM ON MIT DATABASE

V. CONCLUSION

In this work, we have proposed a new method to detect the QRS complex by wavelet based approaches. Wavelet transform has always been considered as a significant tool in the analysis of a non stationary signal. By using gaussian wavelet, we have identified the interest point by relating them to the local extrema in wavelet transform. The proposed threshold criteria based on median absolute deviation of maxima can reliably predict the position of R peaks. Continuous wavelet transform suffer form the problem of delocalization which has been taken care of by selecting a window around the maxima. At the initial stages the algorithm has been tested on part of MIT-BIH arrhythima database. In future we are proposing an algorithm based on these modulus maxima lines to compute the duration of QRS complex. At the same time left bundle branch block and right bundle branch block can also be detected by tracking these maximas.

ACKNOWLEDGMENT

The authors would like to acknowledge Dr, Zegadi, Dr. Nasera Zegadi, Dr. Aneza, Dr. Azeem, Dr. El Habbach and Dr.Soussou for their valuable help in understanding the concepts of electrocardiogram signal.

REFERENCES

[1] B. Kohler, C. Hennig, and R. Orglmeister. *The principles of software QRS detection.* IEEE Eng Biol. Mag, 21:4257, 2002.

[2] P. Addison. *Wavelet transforms and the ECG: a review.* Physiological measurement, 26(5):155, 2005.

[3] M. Unser and A. Aldroubi. *A review of wavelets in biomedical applications.* Proceedings of the IEEE, 84:4, 1996.

[4] http://www.duff.net/resume/heart3.htm.

[5] H. Gray. *Anatomy of the human body.* Lea and Febiger, 1918.

[6] J. Hampton. *The ECG made easy.* Churchill Livingstone, 1992.

[7] R. von Borries, J. Pierluissi, and H. Nazeran. *Wavelet transform-based ECG baseline drift removal for body surface potential mapping.* pages 38913894, 2005.

[8] S. Mallat. *A wavelet tour of signal processing.* Academic Pr, 1999.

[9] D. Donoho and J. Johnstone. *Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage.* Biometrika, 81(3)425, 1994.

[10] www..physionet.org/physiobank/database/mitdb.

Empirical Modal Decomposition applied to cardiac signals analysis

O. BEYA, B. JALIL, E. FAUVET, O. LALIGANT
ouadi.beya@u-bourgogne.fr

LE2I – CNRS UMR 5185 IUT – 12 rue de la Fonderie 71200 Le Creusot - FRANCE

ABSTRACT

In this article, we present the method of empirical modal decomposition (EMD) applied to the electrocardiograms and phonocardiograms signals analysis and denoising. The objective of this work is to detect automatically cardiac anomalies of a patient. As these anomalies are localized in time, therefore the localization of all the events should be preserved precisely. The methods based on the Fourier Transform (TFD) lose the localization property [13] and in the case of Wavelet Transform (WT) which makes possible to overcome the problem of localization, but the interpretation remains still difficult to characterize the signal precisely.

In this work we propose to apply the EMD (Empirical Modal Decomposition) which have very significant properties on pseudo periodic signals. The second section describes the algorithm of EMD. In the third part we present the result obtained on Phonocardiograms (PCG) and on Electrocardiograms (ECG) test signals. The analysis and the interpretation of these signals are given in this same section. Finally, we introduce an adaptation of the EMD algorithm which seems to be very efficient for denoising.

Lastly, prospects and a conclusion complete this work.

Keywords: EMD – Phonocardiograms – Electrocardiograms – Signal processing

1. INTRODUCTION

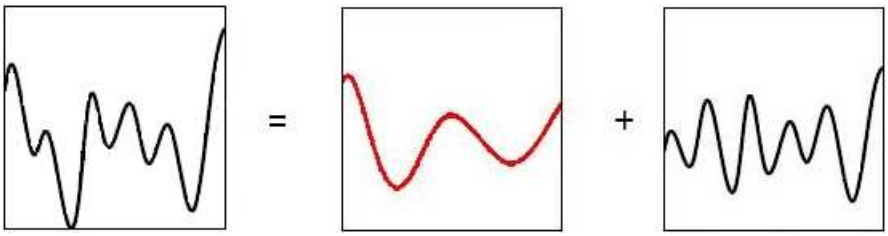
In order to prevent the cardiac risks the doctors seek to develop autonomous portable devices for the monitoring of the people having real risk. The main purpose of such devices is to give real time alarm, in the case of risk, So that doctors can timely take the precautionary measures. Our project consists in analyzing these signals to detect anomalies. Most of the current existing devices provide us as Phonocardiograms or Electrocardiograms signals. The main aim of this work is to analyze these signals in order to highlight these anomalies.

As the anomalies are being localized in time [14], the before signal processing to be considered should preserve the localization of these events. The methods based on the Transform of Fourier (TF) are too limited. Beyond to its application on stationary signal [7], Wavelet Transform (WT) overcomes these difficulties. However the interpretation of the results still remains difficult to characterize the signals precisely [2, 3]. The empirical modal decomposition is a method of analysis of signal developped in 1998 [1], by N.E. HUANG engineer of NASA, for the study of oceanographical data Thereafter, it was introduced into other fields of applications [5].

2. PRINCIPLE OF THE EMD

The EMD method has been described in many papers such as multiresolution analyzing decomposition [4] and applied to many types of signals.

Any signal s(t) [fig. 1.a] can be considered as the superposition of a slow component $a_k(t)$ [fig. 1.b] called approximation which contains low frequencies and a fast component $d_k(t)$ [fig. 1.c] called detail which contains high frequencies. These two components are the Intrinsic Modal Function (IMF) of the initial signal and are interpreted as being no stationary waves [9].



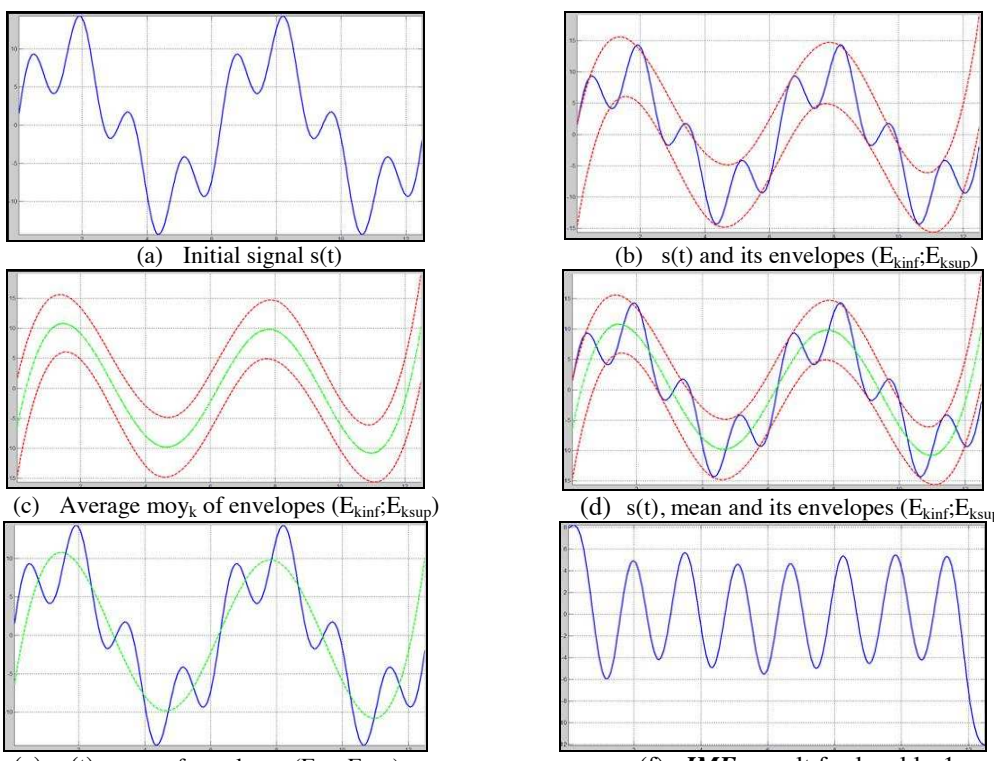
(a) signal $s(t)$ (b) approximation $a_k(t)$ (c) detail $d_k(t)$

Figure 1: Decomposition of the signal s(t) in a slow component $a_k(t)$ and a fast one $d_k(t)$

2.1 Description for the first level of decomposition

To illustrate the principle of operation of the EMD we expose below and on scale 1, the four stages of the algorithm :

- Stage 1: The algorithm starts with an initial signal s(t) [fig. 2.a]
- Stage 2: We determines the maximums and the minimums of s(t), then using an interpolation method we calculate the envelope of the maximums and the envelope of the minimums and called them $\boldsymbol{E_{sup}}$ and $\boldsymbol{E_{inf}}$ of $\boldsymbol{s(t)}$ [fig. 2.b]. To connect all points of these envelopes, we used cubic spline for the interpolation method [12].
- Stage 3: Then we calculate the average of these envelopes [fig. 2.c] called $\boldsymbol{moy_1(t)}$.
- Stage 4: After we substract this average signal $\boldsymbol{moy_1(t)}$ from the signal s(t) [fig. 2.e] and we obtain the intrinsic modal function of first order $\boldsymbol{(IMF_1)}$ [fig. 2.f].



(a) Initial signal s(t)

(b) s(t) and its envelopes (E_{kinf};E_{ksup})

(c) Average moy_k of envelopes (E_{kinf};E_{ksup})

(d) s(t), mean and its envelopes (E_{kinf};E_{ksup})

(e) s(t), moy_k of envelopes (E_{kinf};E_{ksup})

(f) $\boldsymbol{IMF_1}$ result for level k=1

Figure 2: Steps of EMD Algorithm

2.2 Generalization to next levels of decomposition

This operation leads to a new fast component IMF_1 and we repeat the different stages on IMF_1 to obtain IMF_2 and so on we calculate the different Modal Intrinsic Function $IMF_{i\ (1 \le i \le n)}$ until level n. For example, in our application, ten iterations are sufficient. We have to take care when choosing the limit number of iterations because side effects can be deteriorated if it is too important.

As for the Wavelet Transform, we apply n respective iterations what determines the depth or the scale of the resolution obtained by EMD algorithm. So, at level k, signal's decomposition can have the following expression [2, 3] :

$$s_k(t) = a_k(t) + d_k(t) \qquad (1)$$

At every iteration $k_{(1 \le i \le n)}$ we determine the maximas signal in order to apply a cubic interpolation which limits signal between its superior and lower envelope ($E_{k,sup}$; $E_{k,inf}$). The average of these two envelopes defines approximation $a_k(t)$ of the signal $s_k(t)$ at level k. So this average can be written like this :

$$a_k = moy_k = \frac{(E_{k,sup} + E_{k,inf})}{2} \qquad (2)$$

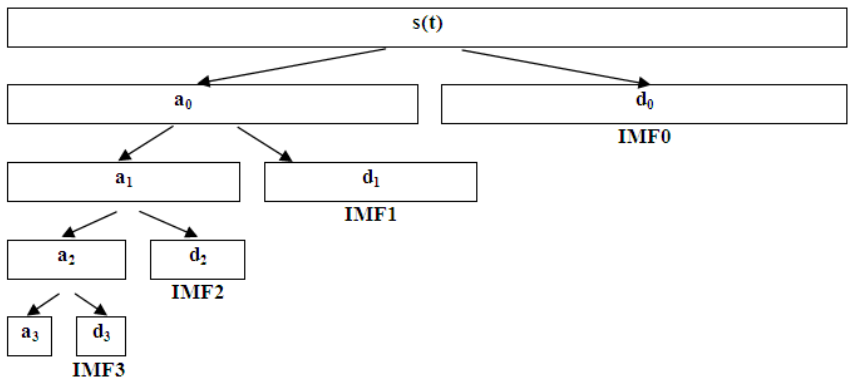


Figure 3: Decomposition of signal s(t) at four levels

As for the WDT (Wavelet Discrete Transform) [fig. 3], the approximation $a_k(t)$ on the scale k is the new signal on the scale $(k+1)$. So, for this level, this approximation can be considered the sum of the approximation $a_{k+1}(t)$ and detail $d_{k+1}(t)$ and it has this expression :

$$a_{k+1}(t) = a_k(t) + d_k(t) = s_{k+1}(t) \qquad (3)$$

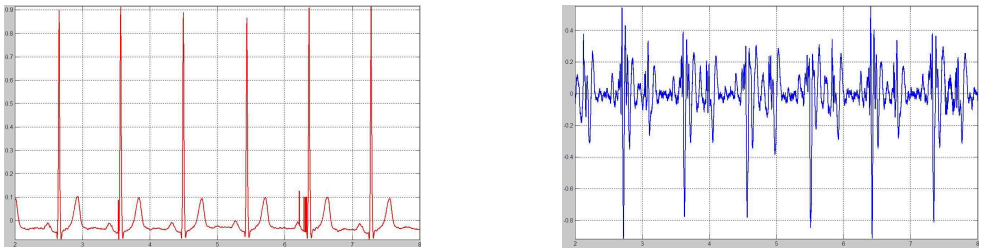
After n iterations we obtain the initial signal $s(t)$ decomposition which give us at level n the approximation component $a_k(t)$ of the initial signal $s(t)$ without its details components :

$$s_n(t) = a_n(t) = s(t) - \sum_{0}^{n} d_k(t) \qquad (4)$$

So, the EMD algorithm stops when the average moy_k is null or it is unimportant. But using the cubic interpolation to the average of envelopes, we notice the appearance of effects edges. In the current work, we applied windowing operation on the signal to avoid these edges effects. Otherwise the solution to this problem is to fix the number of iterations that we need before to start EMD algorithm or to fix the minimal average value below which we have to stop iterations [6, 12].

3. CARDIAC SIGNALS

The ECG (Electrocardiogram) [fig. 4.a] and PCG (Phonocardiogram) [fig. 4.b] are respectively the electrical and sound heart's activity. The record of these signals translate the electromechanical behavior of the heart. For among patients, the medical interpretation of ECG and PCG makes possible to determine pathologies related to the morphology of the heart or to prevent risks of cardiac failures.



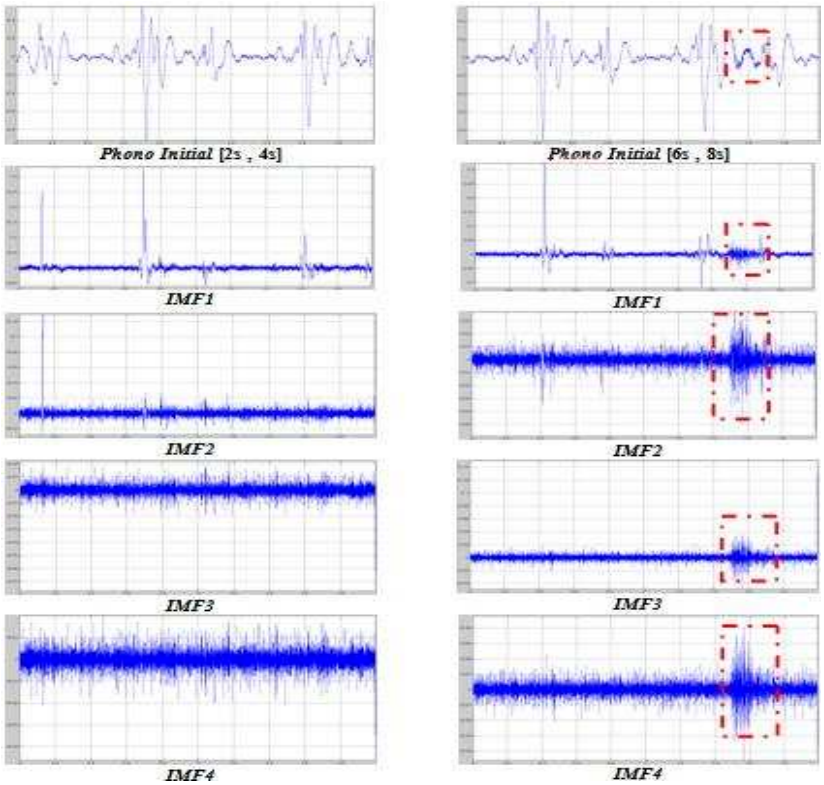
(a) ECG signal of one patient [2s ; 8s] (b) PCG signal of the same patient [2s ; 8s]

Figure 4: ECG and PCG signal of a patient

EMD applied to cardiac signals

3.1.1 EMD applied to Phonocardiogram

In a first approach, we applied the EMD algorithm to the Phonocardiogram in order to extract the noise parent called (S_1 , S_2 , S_3 , S_4) and analyze it to help the cardiologist in his medical diagnosis.



(a) Patient without cardiac problem (b) Patient with cardiac problem

Figure 5: $IMF_{i\,(1 \le i \le 4)}$ contained in patient PCG at level Four

The figure 5 [fig. 5] shows the results of EMD algorithm applied on two Phonocardiograms of different patients. After four iterations, we notice that in the left-hand column [fig. 5.a] we obtain at level four (***IMF₄***) an unexploitable noise with a very weak amplitude. This noise is probably linked to measuring instruments during acquisition of this signal. This result shows that this patient have any cardiac problem.

In the right column [fig. 5.b] and just after two iterations of EMD algorithm applied to another Phonocardiogram, we detect a singularity in this signal. So this result of EMD decomposition can be exploited by cardiologist in order to find the link between results of this multiresolution analyzing and his medical interpretation.

3.1.2 EMD applied to Electrocardiogram

When we apply EMD algorithm on the ECG. The method presents another advantage we obtain a null offset. For this signal, also it makes possible to identify more easily peaks of waves Q-P-R [fig. 6] of this cardiac signal. Firstly these waves were flooded in initial ECG signal but after some iterations of EMD we can extract them and calculate the time interval between every peak and his next. The measure of Q-S interval time and Q-R interval time is possible with a good accuracy on IMF_1 and after even these points were not easy to detect on the initial signal.

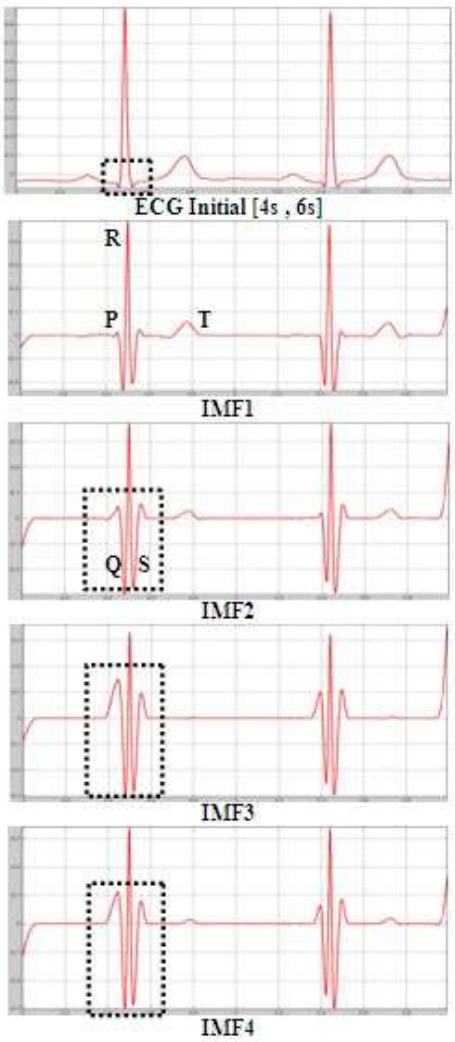


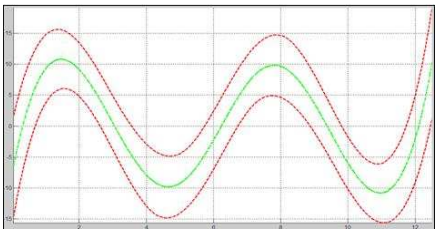
Figure 6: EMD applied to ECG [4s , 6s]

3.2 EMDPlus applied to cardiac signals

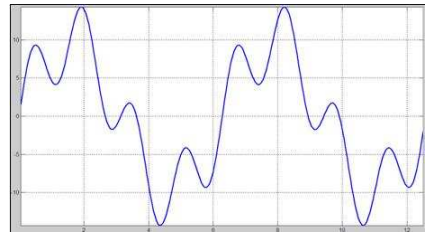
3.2.1 Principle

We consider EMDPlus as a variant of the basic principle of the EMD. At each iteration, instead of extracting the average moy_k of the envelopes, we add it to the signal. So the three first stages of EMDPlus are identical to those of the EMD, only the stage four must be change and we're exposing this new algorithm like this :

- Stage 4: Adding this average moy_1 to s(t) [fig. 7.a] and obtain the new and first IMF_1 [fig. 7.b] by EMDPlus.



(a) moy_k mean of envelopes (E_{kinf};E_{ksup})



(b) IMF_1 result for level $k=1$

Figure 7: IMF_1 by EMDPlus Algorithm

- So we can develop the following relations at ***level k*** :

$$s_k(t) = a_k(t) + d_k(t) \tag{5}$$

$$a_k = moy_k = \frac{(E_{k,sup} + E_{k,inf})}{2} \tag{6}$$

And for the next ***level*** (***k+1***) we can write that :

$$s_{k+1}(t) = \frac{(s_k(t) + a_k(t))}{2} \tag{7}$$

After ***n*** iterations we have $s_n(t)$ the EMDPlus (Intrinsic Modal Function IMF_n of EMDPlus at ***scale n***) with initial signal s(t) :

$$2^n S_n = s(t) + \sum_{k=0}^{n-1} 2^k a_k \tag{8}$$

$$S_n = 2^{-n} s(t) + \sum_{k=0}^{n-1} 2^{k-n} a_k \tag{9}$$

With these equations we don't search for moy_k null by EMDPlus. The algorithm will stop on particular iteration when up and down envelop of the signal does not evolve any more.

At level one, we notice that EMDPlus supports the slow components [fig. 8.b] contrary to the traditional EMD which extract fast components from initial signal [fig. 8.a].

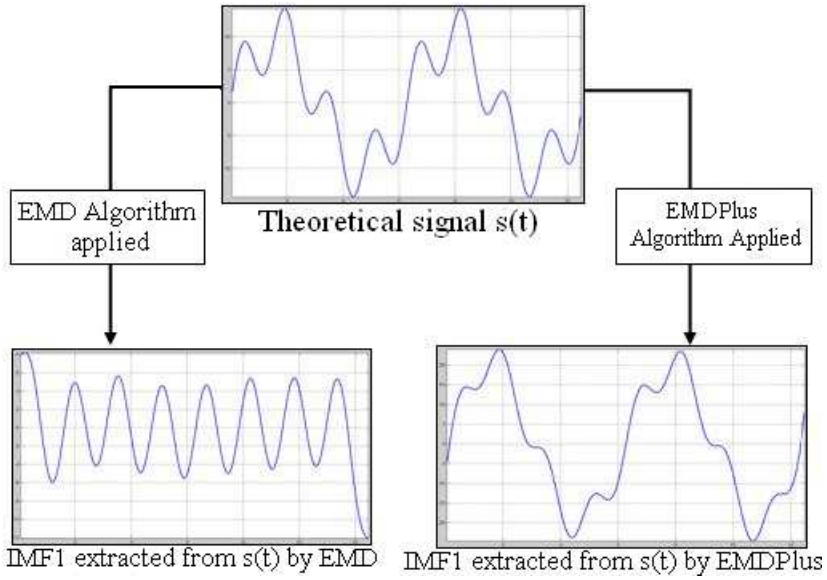
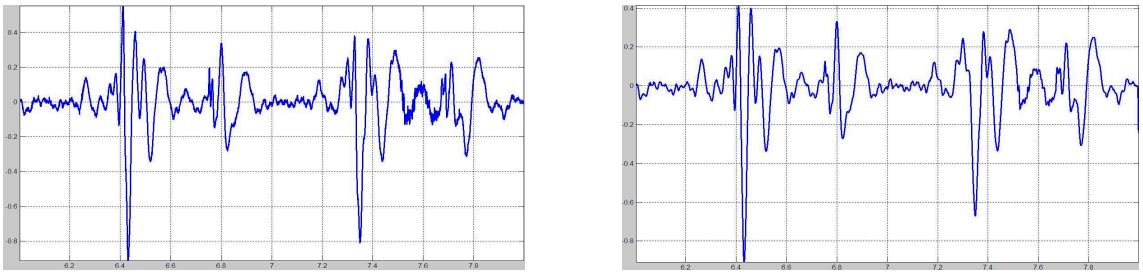


Figure 8: Slow and fast components obtained by EMD and EMDPlus

3.2.2 EMDPlus applied to Phonocardiogram

The figure 9 [fig. 9] shows that when we applied EMDPlus algorithm to cardiac Phonocardiogram [fig. 9.a] after five iterations most of the noise is eliminated [fig. 9.b] and it makes Phonocardiogram signal much easy to interpret.

This denoising of the initial signal makes it possible to limit the effects of the thermomechanical disturbances of the piezoelectric sensors, which result in a disturbed offset during the acquisition of the phonocardiogram signal.

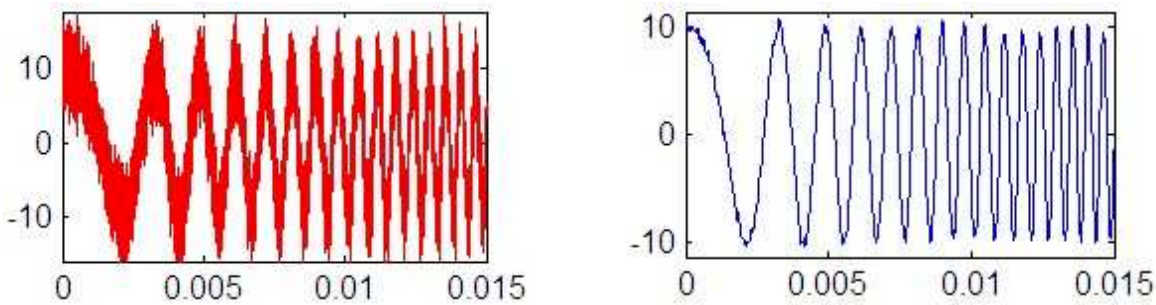


(a) Initial Phonocardiogram signal (b) Phonocardiogram denoised

Figure 9: PCG denoised by EMDPlus

We notice that the signal obtained by EMDPlus is not only decomposed and denoised but also preserves the localization of the information of this initial phonocardiogram signal.

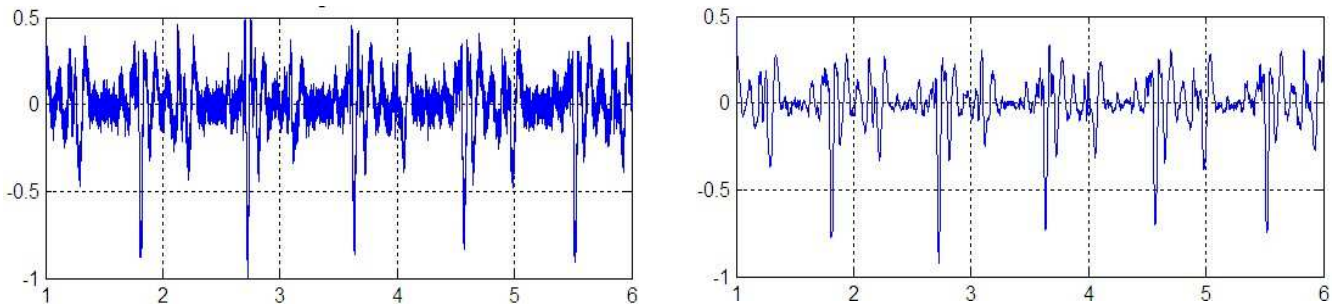
The figure10 [fig. 10] shows a theoretical signal with the addition of white Gaussian noise [fig. 10.a]. On the figure [fig. 10.b] we obtained the denoising signal after three iterations only. So EMDPlus algorithm seems to have interesting properties for denoising.



(a) Signal chirp noised (b) Chirp denoised by EMDPlus

Figure 10: denoising a theoretical signal by EMDPlus

We proceed to the same experiment on cardiac Phonocardiogram taken in our database to which we added an intensive white Gaussian noise ($\sigma_b = 0.001$) [fig. 11.a]. We applied this algorithm to verify his efficiency on a real signal. After some iterations (k=8) we obtain a denoised cardiac Phonocardiogram [fig. 11.b].



(a) PCG noised by a white Gaussian noise (b) PCG denoised by EMDPlus

Figure 11: PCG denoised by EMDPlus

3.2.3 EMDPlus applied to Electrocardiogram

We repeat anew the experiment on the same cardiac ECG we observe that EMDPlus makes disappear the high frequencies [fig. 12] like results in the disappearance of waves P-S-T after three iterations. But we can more easily extract the wave P from the cardiac ECG which makes it possible to determine the period between these two peaks and to deduce the cardiac rhythm of the patient's heart.

In order to confirm denoising effect of EMDPlus algorithm we added white Gaussian noise ($\sigma_b = 0.01$) to cardiac ECG [fig. 13.a] and we applied this analyzing method.

Then we can compare the initial ECG with the denoised ECG [fig. 13.b] by EMDPlus after three iterations and we obtain an interesting filter without alterations of cardiac signals.

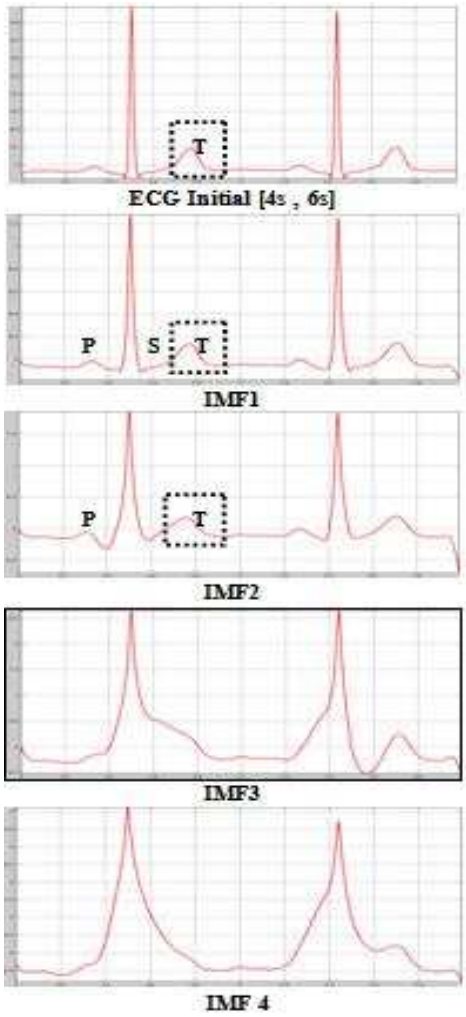
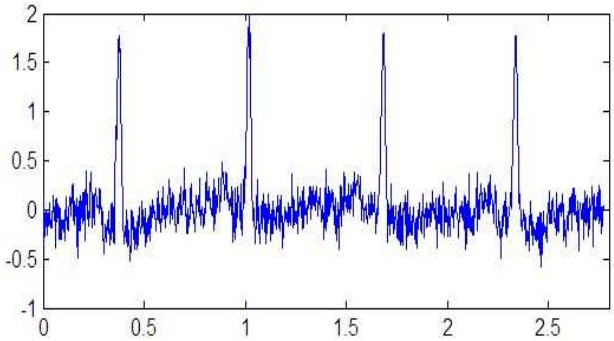
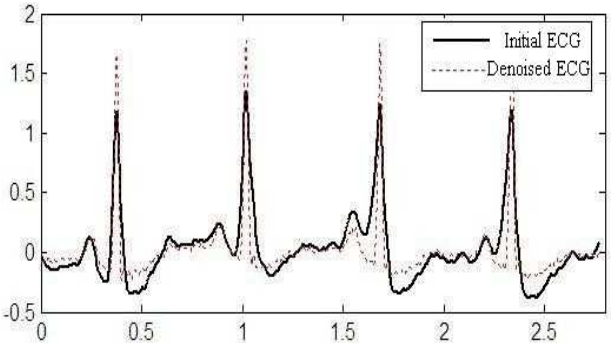


Figure 12 : EMDPlus applied to ECG

Actually we study the characterization of this method and we prepare a comparison with others existing denoising methods [10, 11].



(a) ECG noised by a white Gaussian noise



(b) Initial ECG and ECG denoised by EMDPlus

Figure 13: ECG denoised by EMDPlus

4. PROSPECTS AND CONCLUSION

In this paper we show the ability of the EMD method to detect heart anomalies from ECG or PCG recordings. The application of this approach gives encouraging results to check it on others signals. We have to increase the size of our database in order to be able to give with a good accuracy the success rate. We propose a new method based on the EMD called EMDPlus applied to cardiac signals denoising. These first results encourage us to complete this first approach with a characterization of the method.

We are now studying the increase of the SNR (Signal to Noise Ratio) on usual noisy signals compared to other methods. This work is a collaboration with the cardiology service of the hospital Jean Bouveri of "Montceau Les Mines", and the NKZ technology firm and we wish to thank Mr. and Mrs. Zegadi and Doctor El Habbach for their useful help.

REFERENCES

1. Huang, N. Zheng, S. Long, S. Wu, M. Shih, H. Yen, N. Tung, C. and Liu; H. ,"The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis", Procedures of Royal Society of London, A454,903-995, (1998).

2. Flandrin, P. Rilling, G. and Gonçalvès, P., "Une extension bivariée pour la Décomposition Modale Empirique - Application à des bruits blancs complexes", colloque GRETSI-Troyes, 11-14 septembre (2007).

3. Flandrin, P. Gonçalves, P. and Rilling, G. " Empirical Mode Decomposition and its Algorithms ",IEEE-EURASIP Workship on Nonlinear Signal and Image Processing NSIP-03, Grado(I),(2003).

4. Flandrin, P. Gonçalves, P. and Rilling, G. ,"Empirical Mode decomposition as a filterbank ",IEEE Sig. Proc. Lett, vol. 11, 112-114 (2004).

5. Grivelet, P. ,"Application de la décomposition modale empirique à l'analyse des signaux de chocs",(2006).

6. Kopsinis, Y. and McLaughlin, S. ,"Empirical Mode Decomposition based denosing techniques", (2008).

7. Norden, E. Huang, N. Zheng, S. Steven, R. Long, S. Manli, C. Wu, M. Hsing, H. Shih, Q.Z. Nai-Chyuan, Y. Chi Chao, T. and Henery, H. L.,"The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis", Procedures of Royal Society of London, A454,903-995 (1996).

8. Boudraa, A.O. Cexus, J.C. and Saidi, Z., "EMD-Based Noise Reduction", Proceding of world academy of science, Engineering and technology, volume 2, ISSN 1307-6884,93-96 (2005).

9. Flandrin, P. Gonçalves, P. and Rilling, G. , "Detrending and denoising with Empirical Mode decompositions", ENS de Lyon,1581-1584(2007).

10. Boudraa, A.O. and Cexus J.C, "Denoising via Empirical Mode decomposition" , IRENav-Ecola Navale/+E3I2 (EA3876) ENSIETA-brest,in ISCCSP2006,(2006).

11. Cexus, J.C. Boudraa, A.O. and Benramdane, S., "Débruitage des signaux par approche EMD : Multi-EMDSG" ,IRENav (EA 3634)-Ecole Navale de Brest-Armées, Colloque GRETSI - Troyes , 421-424(2007).

12. Kopsinis, Y. and McLaughlin, S., "Improved EMD using doubly iterative sifting and high order spline interpolation",Journal an Advances of Signal processing(JASP),vol. 2008, article ID128293,8 pages,(2008).

13. Christian, J.L. and Demars, “Représentations bidimensionnelles d’un signal de parole – Représentations temps-fréquence et paramétrisations”,(2001).

14. Debbal, S.M. and Bereksi-Reguig, F., “Spectral analysis of PCG signals”, the Internet Journal of Medical Technology, volume 4, number 1, (2007).

Singularity Detection based on Wavelet Approach

with an application to Electrocardiogram (ECG) Signal

JALIL Bushra., OUADI Beya., LALIGANT Olivier., FAUVET Eric
Laboratoire Electronique, Informatique et Image (Le2i), Université de Bourgogne

Description

The singularity of the points can be described by Computing their Lipschitz Exponent. Mallat proposed a method to compute the singularity of the signal by finding the local maxima. The main goal of the current work is to analyze the ability of wavelet transform to locate and compute the singularities present in the signal by performing Multiresolution analysis and apply this techniques on Electrocardiogram Signals to investigate different pathologies.

Wavelet Analysis

The Morlet-Grossmann definition of the continuous wavelet transform for a 1-dimensional signal $f(x)$, the space of all square integrable functions, is :

$$WT(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\psi^* \left[\frac{x-b}{a}\right]$$

PROPERTIES OF WAVELETS :

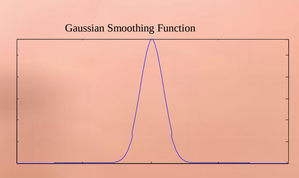
•Admissibility

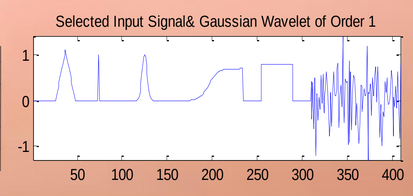
$$\int \frac{|\psi(w)|^2}{|w|} dw < +\infty$$

•Vanishing Moments:

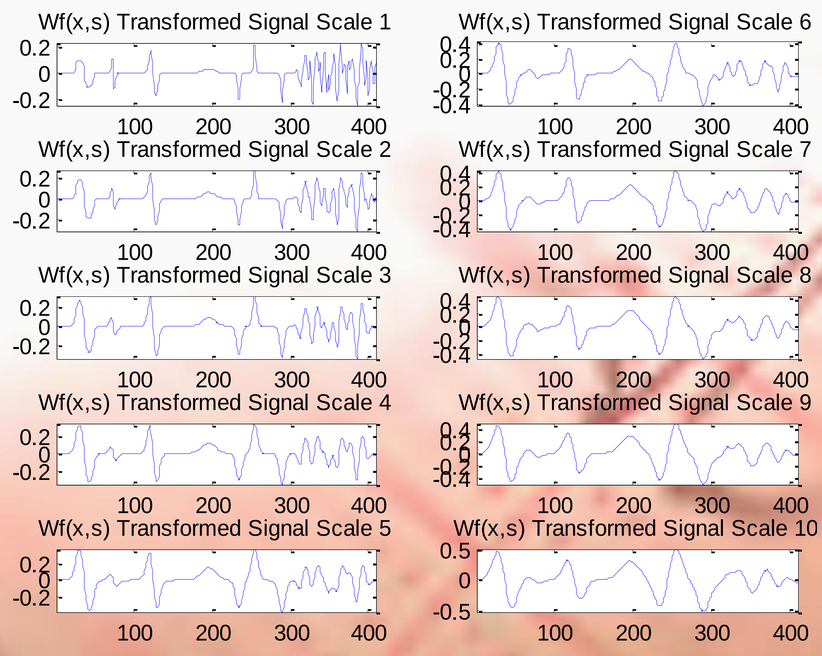
$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^k \ \psi(t)dt = 0 \qquad for\ 0 \le k \le n$$

Gaussian smoothing function as a Mother wavelet function *continuous differentiable Function*

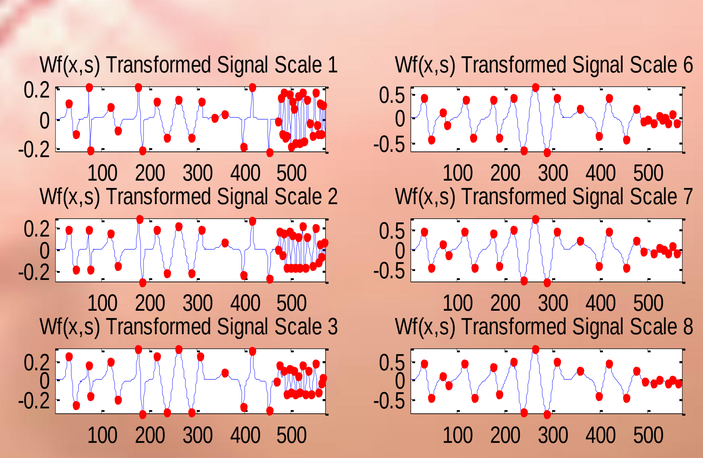




Multiresolution Analysis by Modulus Maxima



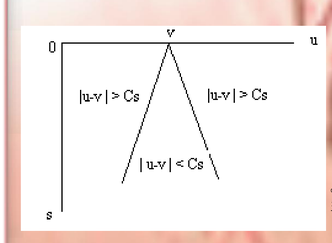
Any point (u0, s0) such that |W*f* (u, s0)| is locally maximum at u=u0 and the maxima line to any connected curve S(u) in the scale-space plane (u, s) along which all points are modulus maxima

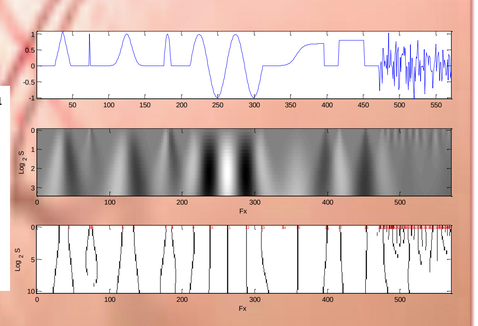


Lipschitz Exponent

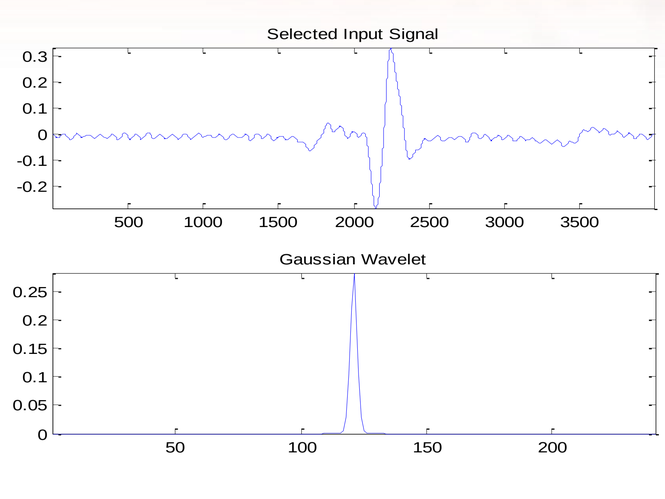
Supposes n is an integer, $n < \alpha < n+1$, the signal f (x) has Lipchitz α at xo ,if and only if there exists a constant A and x0 > 0 which, that for the polynomial Pn(x) of n-order, satisfy:

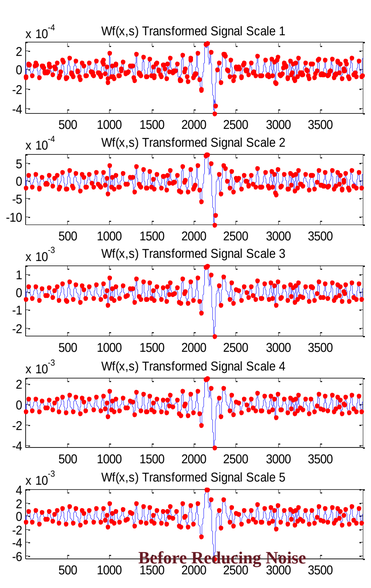
$$|f(x) - p_n(x)| \le A\,|x - x0|\,\alpha$$



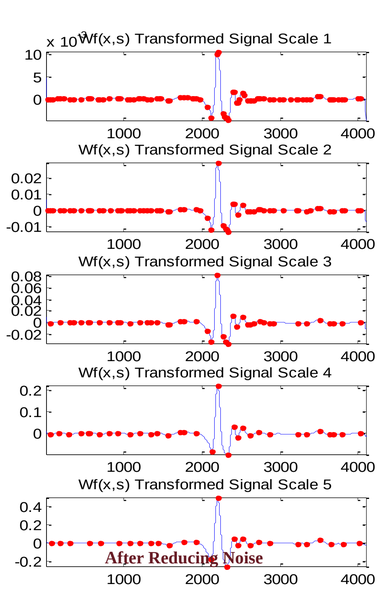


Original ECG Signal





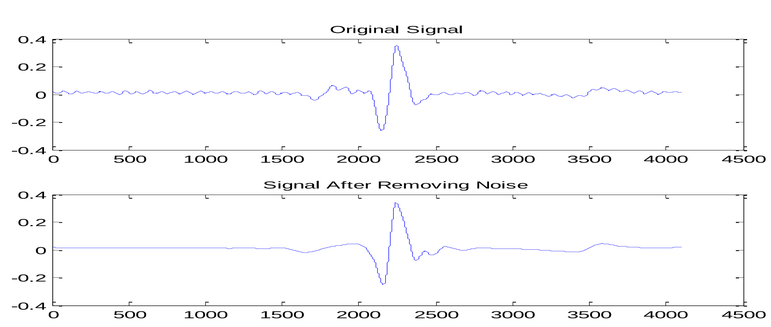
Before Reducing Noise

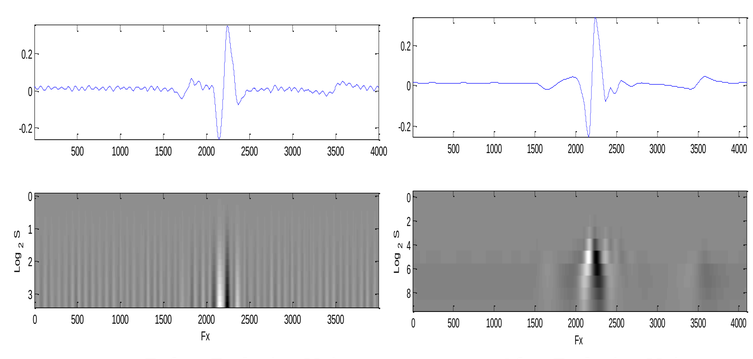


After Reducing Noise

Noise Reduction : Wavelet Shrinkage

Refers to the reconstruction obtained by Wavelet Transformation, followed by shrinkage the empirical wavelet (based on Stein's Unbiased Risk Estimate) Coefficient towards zero, followed by inverse transformation





Before Reducing Noise

After Reducing Noise

RESULT

Function	Lipschitz Value	Explanation	Results Across Scale
Step Function	0	f(x) is not differentiable	Amplitude remains approx same with scale
Dirac Impulse	-1	f(x) is impulse	Amplitude Decreas with scale
Roof Top	1	f(x) is differentiable once	Amplitude increase with scale
Smooth curve	1,6	f(x) is differentiable more than once	The curve becomes smoother

Future Work

Classify Different Pathologies based on different Approaches like :

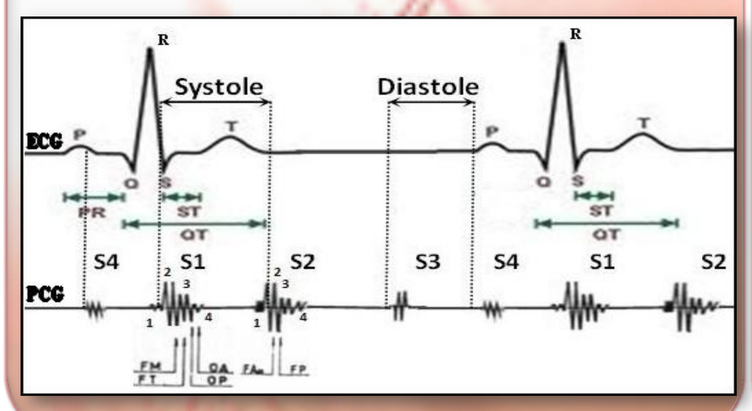
i. *Energy Based* ***(Wavelet based Matching Pursuit)***
ii. *Pattern Recognition* ***(Modal Based)***

EDA, approche non linéaire de débruitage des signaux cardiaques

BEYA Ouadi, FAUVET Eric, LALIGANT Olivier
ouadi.beya@u-bourgogne.fr
Laboratoire Electronique, Informatique et Image (Le2i), Université de Bourgogne
12 rue de la Fonderie – 71200 LE CREUSOT - FRANCE

Contexte

- *Nous proposons une nouvelle méthode de débruitage des signaux cardiaques : EDA*
- *EDA conserve les signatures de ces signaux sans délocalisation.*



Principe de l'EDA

- EDA est une approche inspirée de l'EMD
- Signal s(t) = détail d(t) + approximation a(t)
- A l'échelle n, l'expression de s(t) :

$$s(t) = a_n(t) + \sum_{k=1}^{n} d_k(t)$$

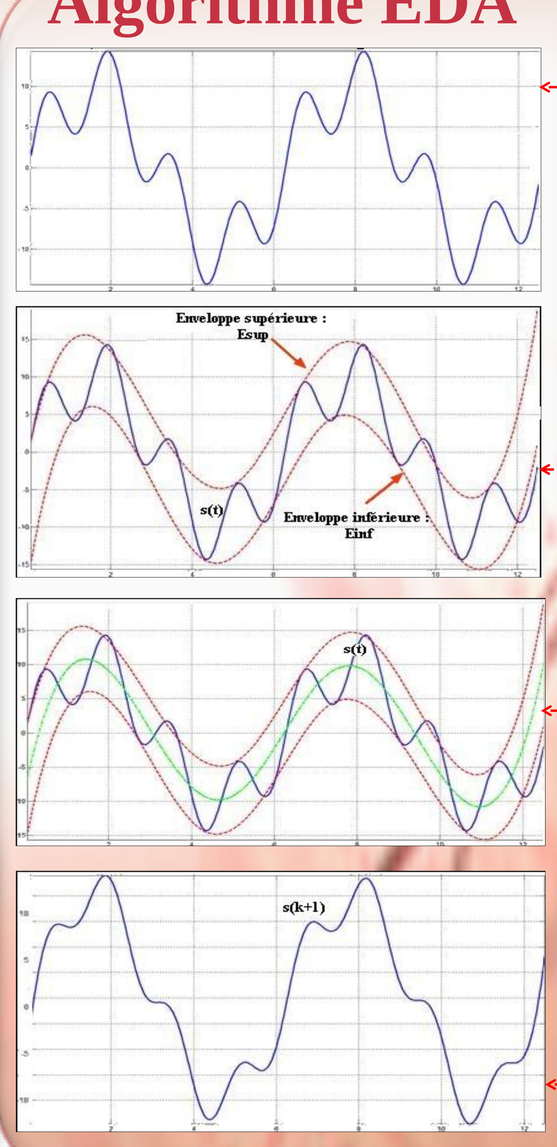
- demi-somme de s(t) et la moy. des enveloppes :

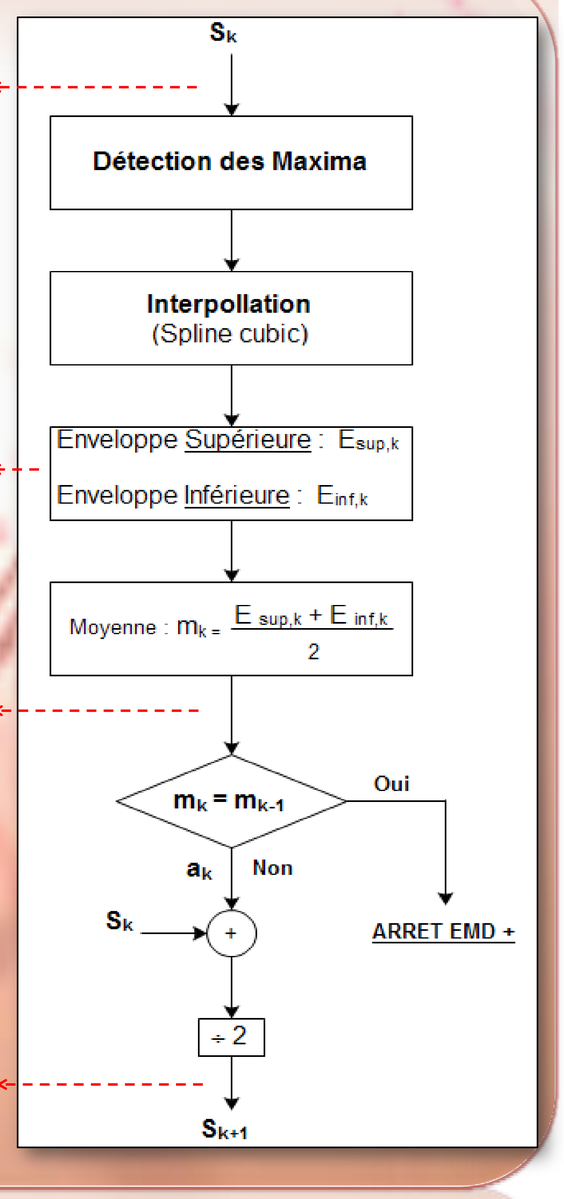
$$s_k = \frac{s_{k-1} + m_{k-1}}{2}$$

- A l'échelle n, l'expression du signal s(t) :

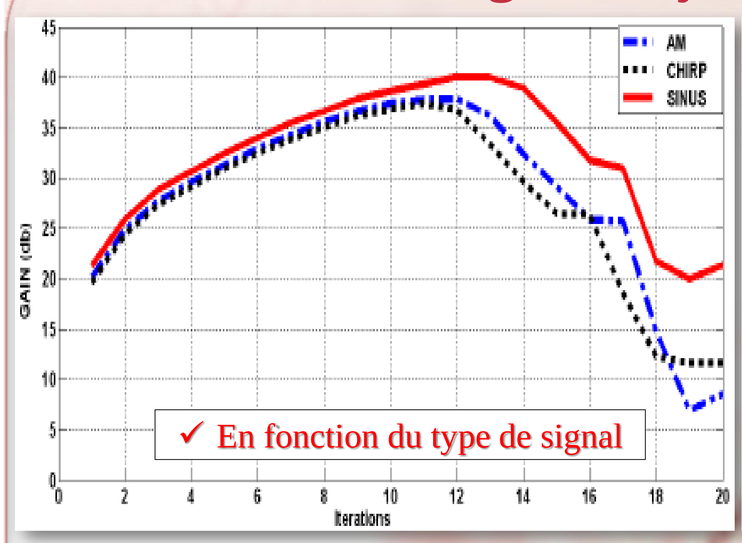
$$S_n = 2^{-n} s(t) + \sum_{k=0}^{n-1} 2^{k-n} m_{n-k} = 2^{-n} s(t) + M(k)$$

Algorithme EDA

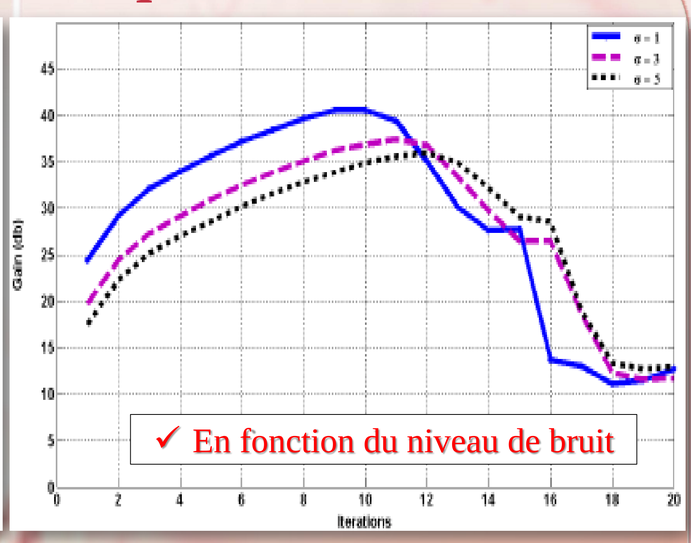




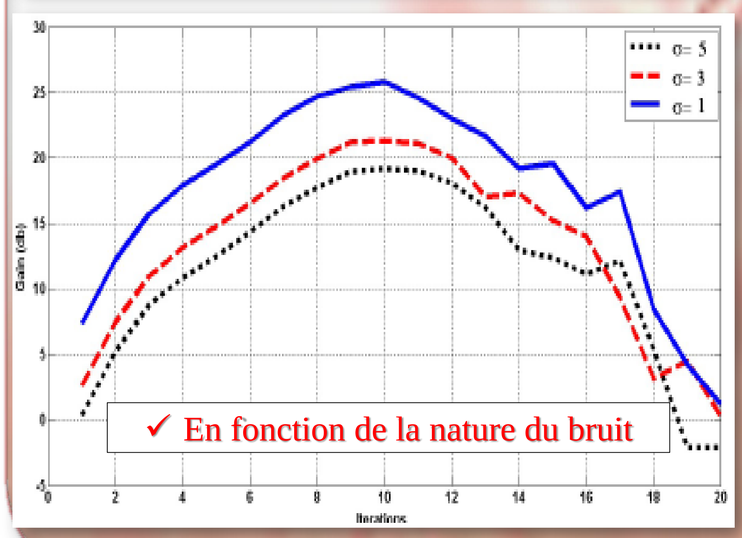
Essais sur des signaux synthétiques



✓ En fonction du type de signal



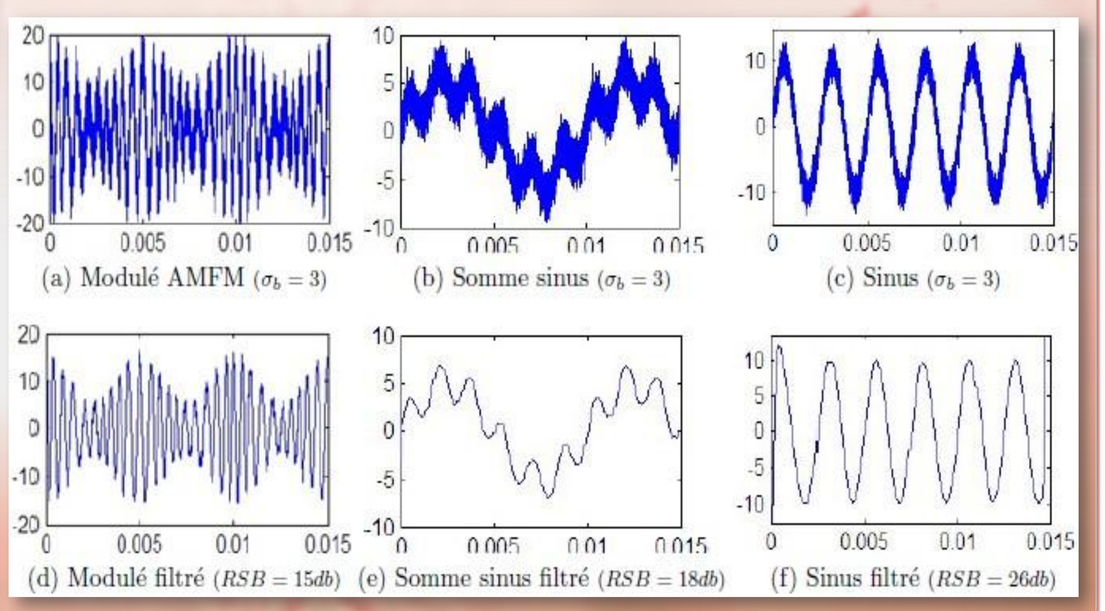
✓ En fonction du niveau de bruit



✓ En fonction de la nature du bruit

- L'opérateur de débruitage EDA est sensiblement constant et obtenu pour un même nombre d'itérations.
- Forte croissance du gain en débruitage mais il décroit brutalement après la 10ème itération.
- La nature de bruit, ne semble pas influencer le nombre d'itérations pour obtenir le débruitage EDA optimum.

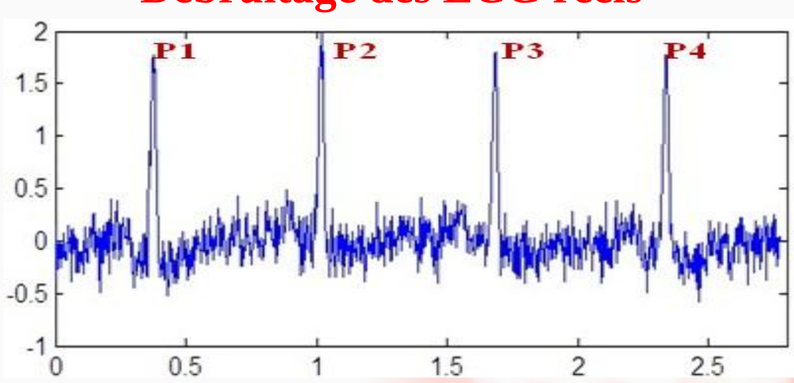
Débruitage EDA sans délocalisation

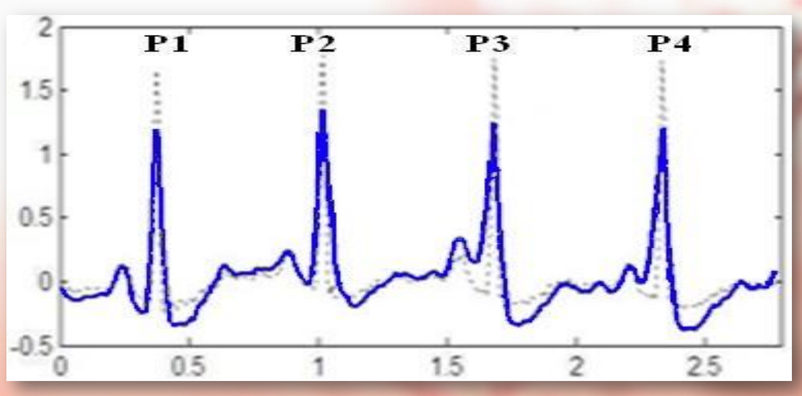


- Le débruitage EDA ne délocalise pas les extrema d'un signal

Résultats sur des signaux cardiaques réels

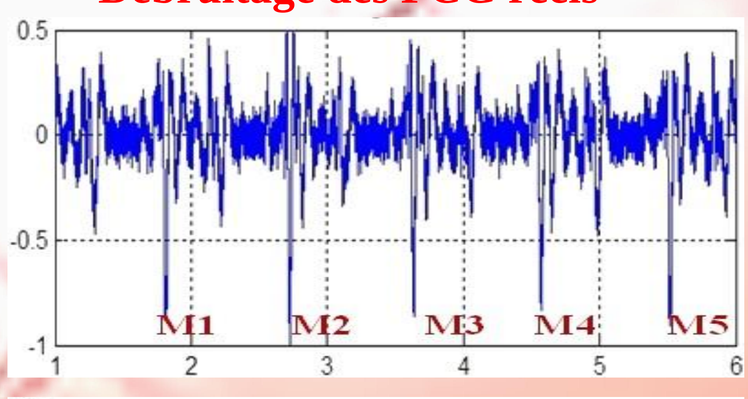
Débruitage des ECG réels

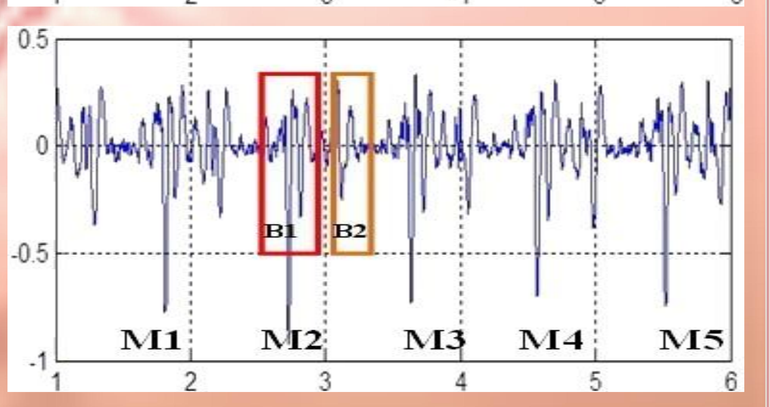




- EDA débruite les ECG sans délocalisation
- EDA distingue les ondes P, QRS, T des ECG

Débruitage des PCG réels





- EDA débruite les PCG sans délocalisation
- EDA conserve les positions des sons B1 et B2

CONCLUSION

- *EDA une nouvelle approche non linéaire de débruitage.*
- *EDA réalise un débruitage sans délocalisation des signatures importantes des signaux ECG et PCG.*
- *Merci à M et Mme ZEGHADI pour leur collaboration et les bases de données.*

PERSPECTIVES

- *Implantation hardware de l'EDA dans un dispositif léger et mobile (traitement en temps réel).*
- *Application sur des signaux 2D.*

REFERENCES

- (Beya O., Jalil B., Fauvet E., Laligant O., 4 Fev. SPIE 2010 San José - USA) "Empirical modal decomposition applied to cardiac signals analysis".
- (B. Jalil, O. Beya, E. Fauvet, O. Laligant) "QRS complex detection by non linear threasholding of modulus maxima", ICPR 2010, Istanbul, Turkey, 23-26 August 2010.
- Boudraa, A. Cexus, J. " Denoising via empirical mode decomposition ", IRENav, Ecole navale ENSITA, BP600, 29240 Brest - armées, France, June (2007).
- Blanco-Velasco, M. Weng, B. Barner, K. "ECG signal denoising and baseline wander correction based on empirical mode decomposition", Univ. Alcalâ, Spain, June (2007).

Empirical Modal Decomposition Applied To Cardiac Signals Analysis

BEYA Ouadi, JALIL Bushra., LALIGANT Olivier., FAUVET Eric
ouadi.beya@u-bourgogne.fr
Laboratoire Electronique, Informatique et Image (Le2i), Université de Bourgogne
12 rue de la Fonderie – 71200 LE CREUSOT - FRANCE

Description

Doctors have always been looking for autonomous portable devices for the monitoring of people having high cardiac risk.

The main purpose of such devices is to give real time alarm, in case of risk. We propose to apply the EMD (empirical modal decomposition), which have very significant properties on pseudo periodic signals, or Phonocardiograms and electrocardiograms (ECG) signals in order to extract medical information.

-

++++++++++++++++++++++++++++++++

Principle of EMD

The empirical modal decomposition (**EMD**) is a **signal analysis method** developed in 1998, to study the sea bed. Since that year, the applications of this method are numerous.

Any signal **s(t)** can be considered as the superposition of a **slow component** ***a(t)*** called **approximation** which contains low frequencies and a **fast component** ***d(t)*** called **detail** which contains high frequencies. These two types of components are the Intrinsic Modal Functions (**IMF**).

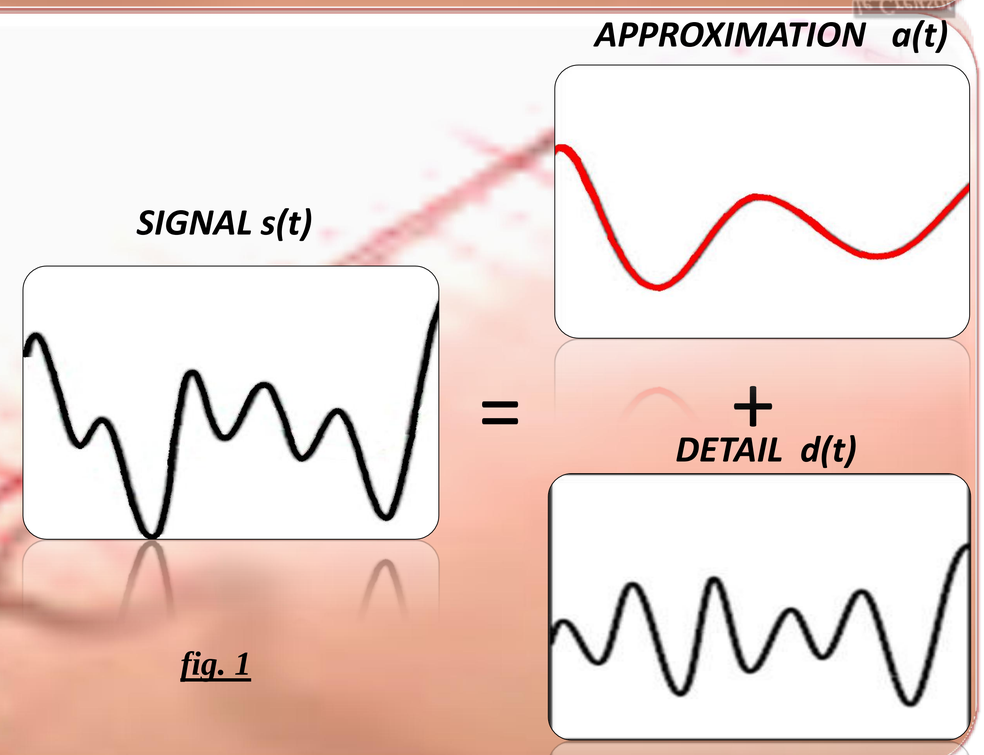


fig. 1

EMD's algorithm

Firstly we must find signal extrema. We determine the maxima and the minima of the **signal s(t)** then, using an interpolation method, we calculate the envelope of the maxima (**E_{sup}**) and the envelope of the minima (**E_{inf}).**

Then the average of these envelopes is calculated and called **$moy_1(t)$.** This average signal **$moy_1(t)$** is substracted from the signal s(t) and the intrinsic modal function of the first order (**IMF1**) is obtained. This operation leads to a new fast component **IMF1**. IMF1 becoms the new signal and the operation is repeated to obtain IMF2 and so on.

Figure 2 gives an example of the method applied to a signal **Sig** wich is the sum of three sinusoids. The decomposition shows that the method is able to find every component on the signal as **IMF1, IMF2, IMF3** in this case.

signals obtained by EMD's Algorithm

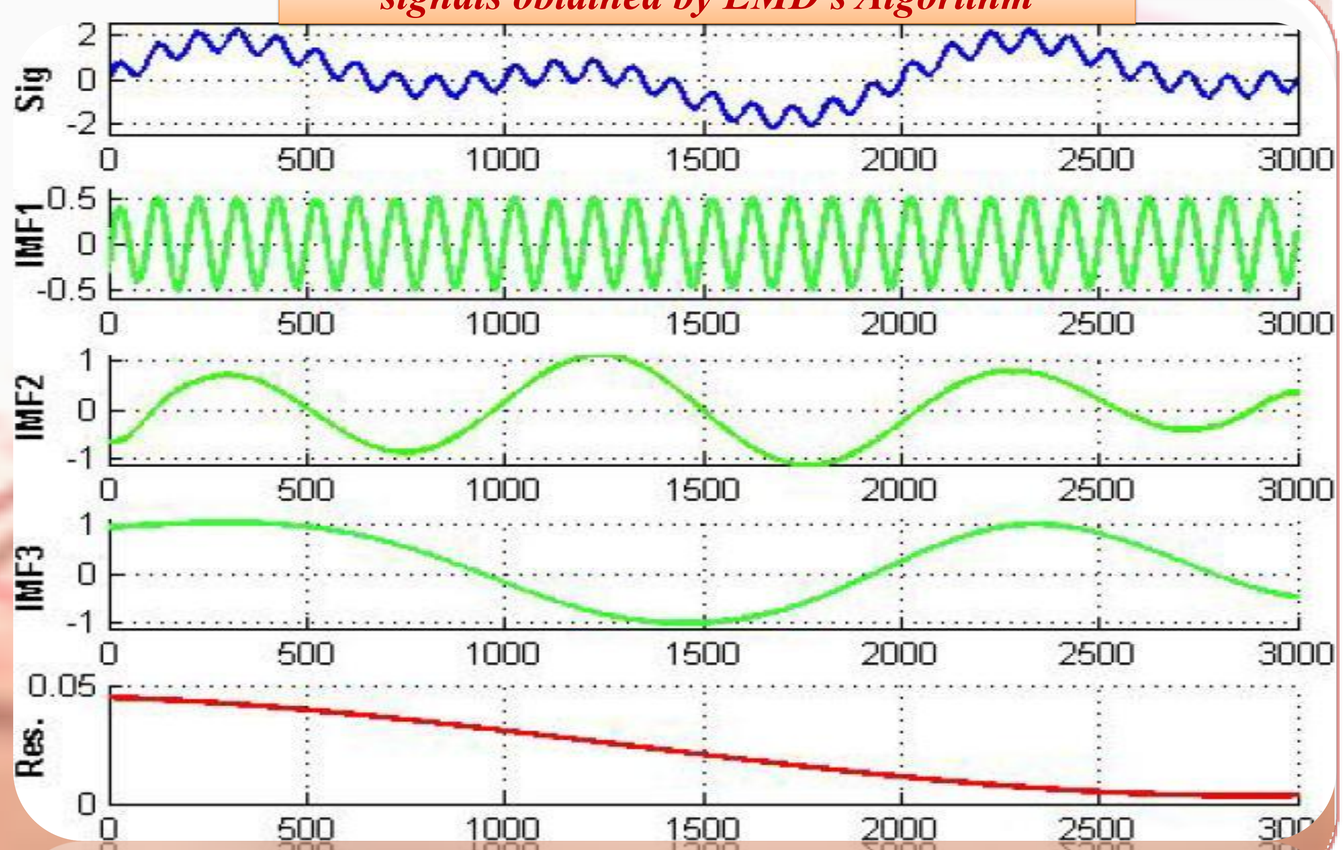


fig. 2

EMD applied to denoise ECG

ECG signal processed using EMD

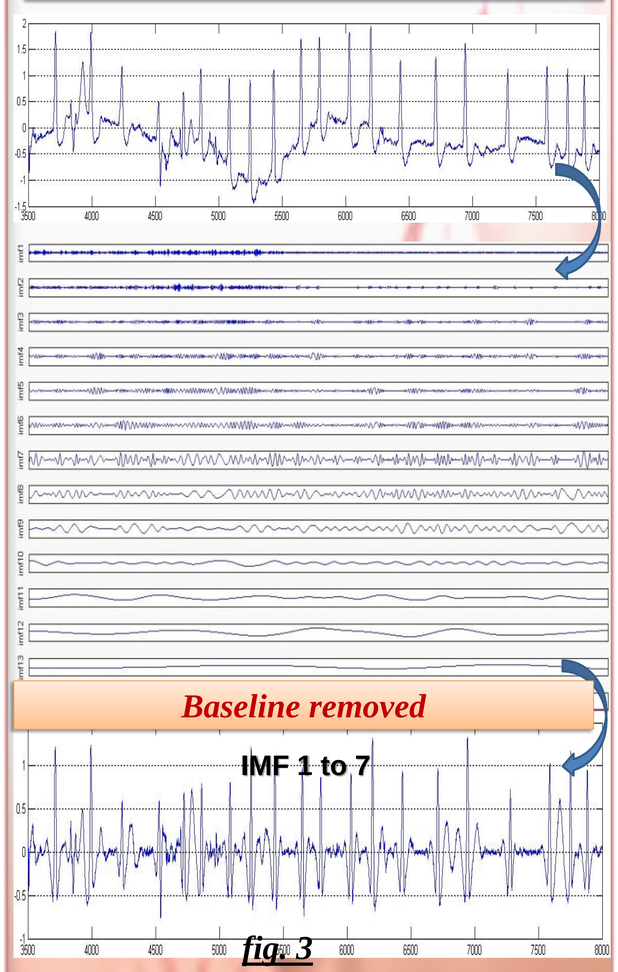


fig. 3

The EMD decomposes ECG in different IMF components. By selecting one of them, the ECG can be denoised by removing baseline and highlighting the QRS parts. Notice that the position of QRS is not modified by the algorithm.

EMD applied to Phonocardiograms

Denoising application

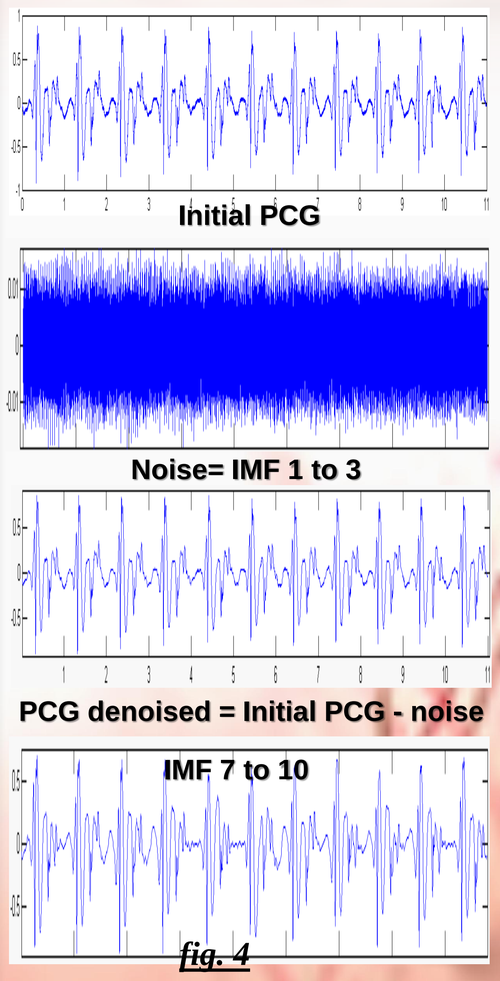


fig. 4

PCG can be denoised by removing the low level IMF from it. Some short waves of the initial PCG can be highlighted by selecting the high level of IMF.

Multiscale analysis

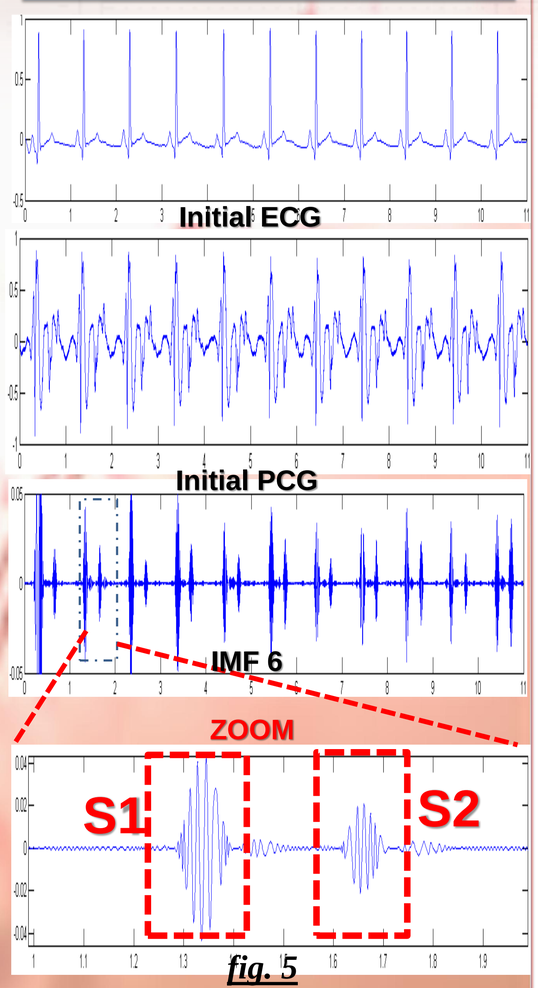


fig. 5

PCG can be decomposed in different levels, at IMF6 two waves S1 and S2 can be extracted to give more information of an abnormal cardiac activity.

RESULTS

- *EMD can be applied to non stationary waves*
- *EMD keeps time localization of signal caracteristics*
- *Applied to cardiac signals, EMD can help to detect some medical anomalies*
- *A new method has been developed to denoise the signal*

FUTURE WORK

- *Denoising signals by EMD*
- *Detection of different cardiac anomalies by EMD*
- *Hardware implantation of EMD*

REFERENCES

- (Beya O., Jalil B., Fauvet E., Laligant O., 4 Fev. SPIE 2010 San José - USA) "Empirical modal decomposition applied to cardiac signals analysis".
- (B. Jalil, O. Beya, E. Fauvet, O. Laligant) "QRS complex detection by non linear threasholding of modulus maxima", ICPR 2010, Istanbul, Turkey, 23-26 August 2010.
- (Flandrin P., Rilling G., Gonçalvès P., 2007) "Une extension bivariée pour la Décomposition Modale Empirique - Application à des bruits blancs complexes", colloque GRETSI, 11-14 septembre, Troyes.
- Hua 1998; Huang N., Zheng S., Long S., Wu M., Shih H., Yen N., Tung C., Liu H., 1998) "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis", Procedures of Royal Society of London, A454,903-995.

Empirical Modal Decomposition Applied To Cardiac Signals Analysis

BEYA Ouadi, JALIL Bushra., LALIGANT Olivier., FAUVET Eric
obeya@u-bourgogne.fr
Laboratoire Electronique, Informatique et Image (Le2i), Université de Bourgogne
12 rue de la Fonderie – 71200 LE CREUSOT - FRANCE

Description

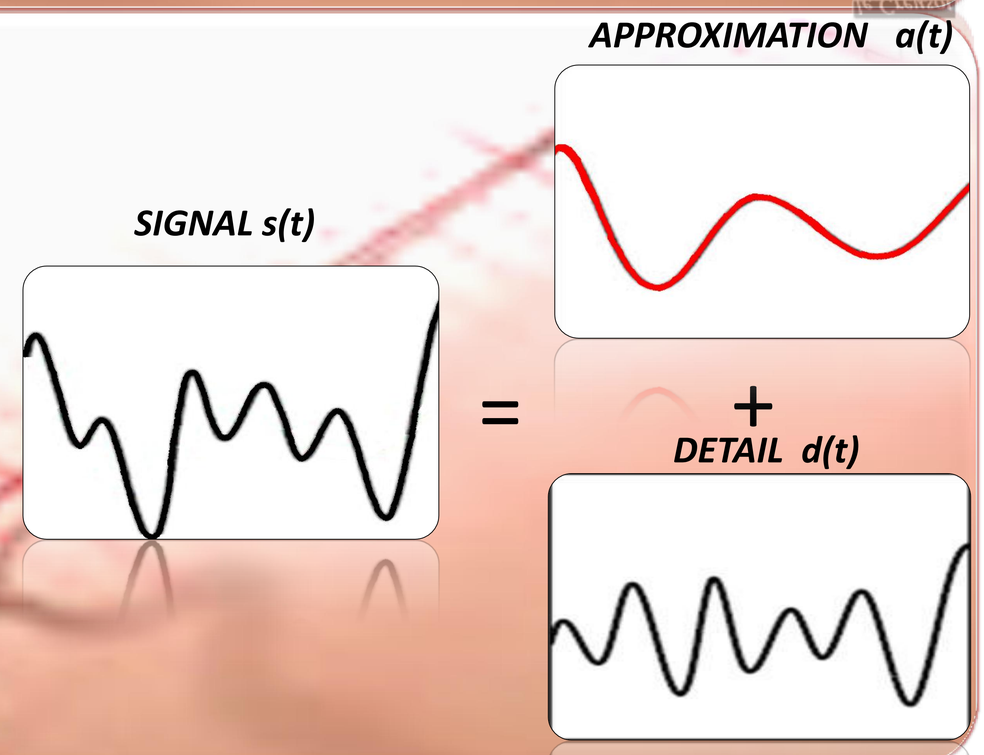
Doctors have always been looking for autonomous portable devices for the monitoring of people having high cardiac risk.

The main purpose of such devices is to give real time alarm, in case of risk. We propose to apply the EMD (empirical modal decomposition), which have very significant properties on pseudo periodic signals, or Phonocardiograms and electrocardiograms (ECG) signals in order to extract medical's informations.

Principle of EMD

The empirical modal decomposition (**EMD**) is a **signal analysis method** developed in 1998, to study the sea bed. Since the application of this method are numerous.

Any signal **s(t)** can be considered as the superposition of a **slow component *a(t)*** called **approximation** which contains low frequencies and a **fast component *d(t)*** called **detail** which contains high frequencies. These two types of components are the Intrinsic Modal Functions (**IMF**).



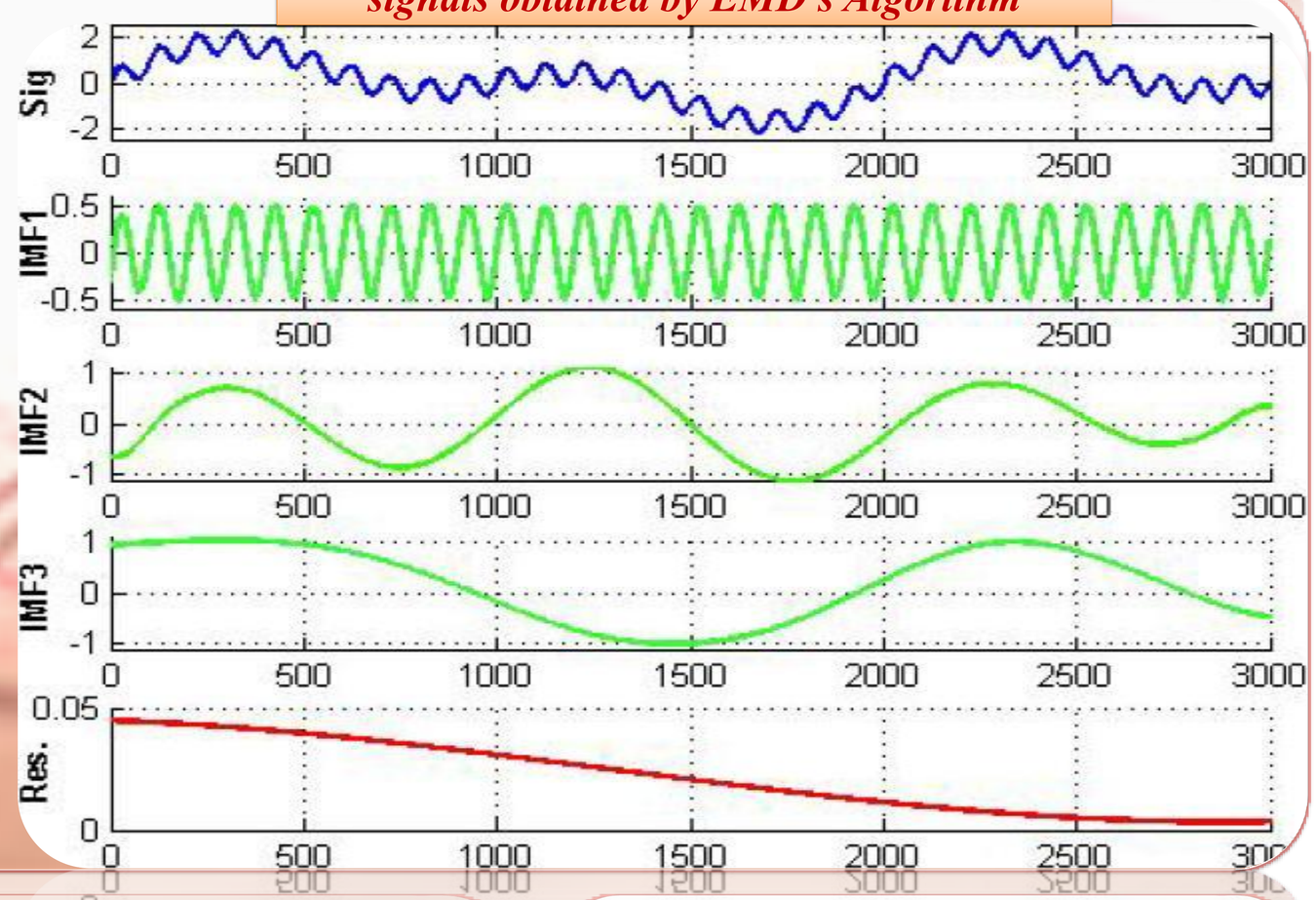
EMD's algorithm

Firstly we must find signal extrema. We determine the maxima and the minima of the **signal s(t)**, then using an interpolation method we calculate the envelope of the maxima and the envelope of the minima and called them $\mathbf{E_{sup}}$ and $\mathbf{E_{inf}}$.

Then the average of these envelopes is calculated and called $\mathbf{moy_1(t)}$. This average signal $\mathbf{moy_1(t)}$ is substracted from the signal s(t) and the intrinsic modal function of the first order (**IMF1**) is obtained. This operation leads to a new fast component **IMF1**. IMF1 becoms the new signal and the operation is repeated to obtain IMF2 and so on.

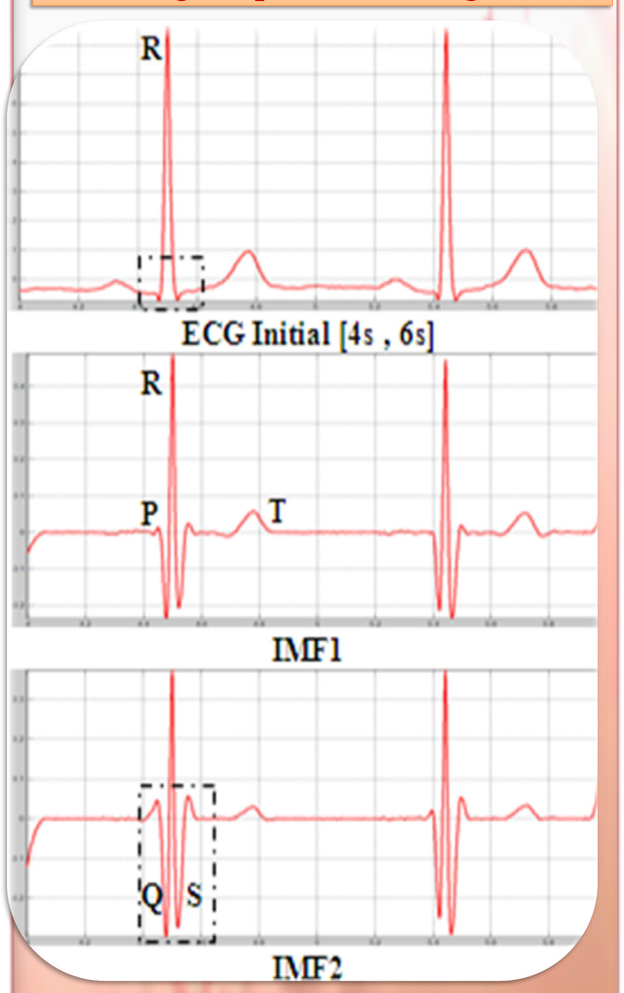
Figure on the right gives an example. The method is applied to a signal **Sig** wich is the sum of three sinusoids. The decomposition shows that the method is able to find every component on the signal as **IMF1, IMF2, IMF3** in this case.

signals obtained by EMD's Algorithm



Application of EMD to ECG

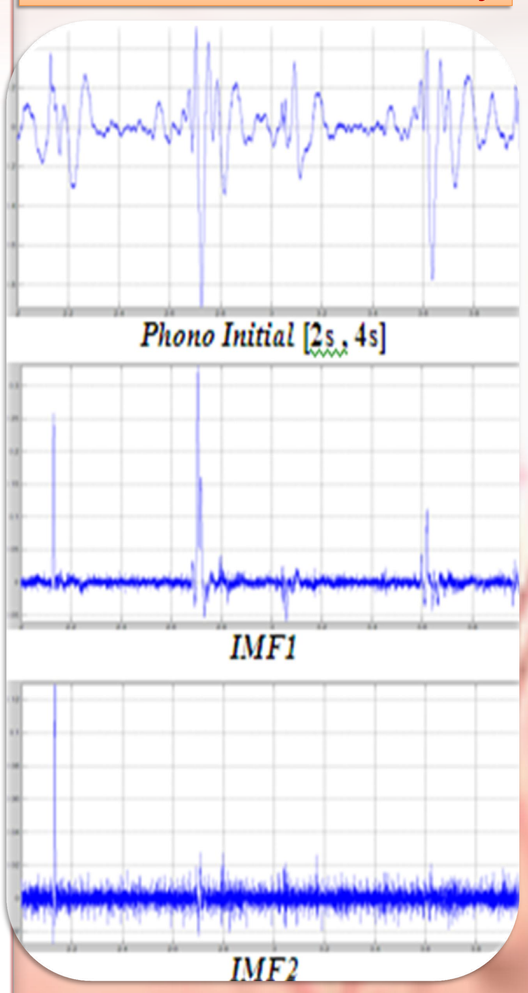
ECG signal processed using EMD



The EMD highlights the QRS part. Notice that the position of QRS is not modified by the algorithm.

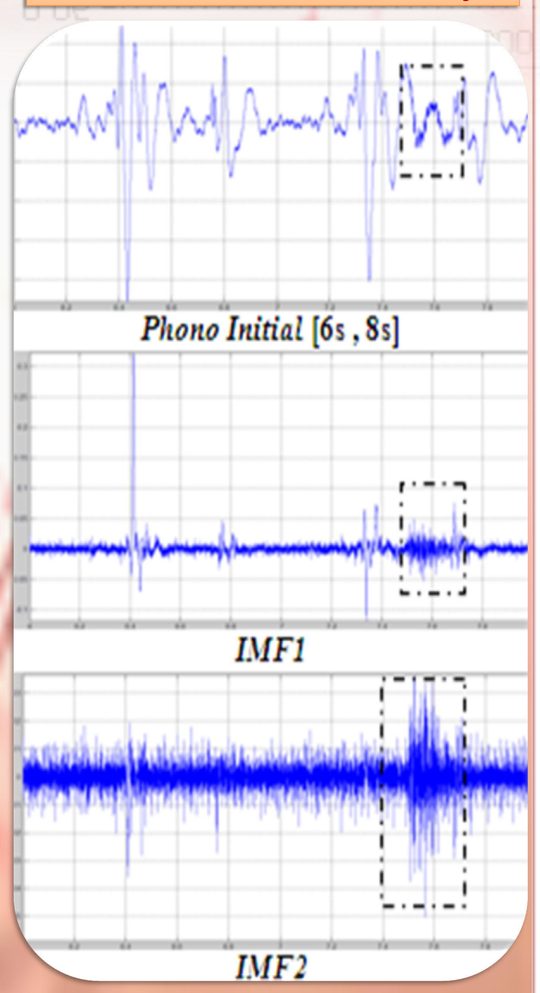
Application of EMD to Phonocardiograms

Patient without cardiac anomaly



EMD algorithm applied to phonocardiogram presenting any medical anomaly : Only noise component is extracted after two iterations.

Patient with cardiac anomaly



EMD algorithm applied to phonocardiogram presenting medical anomaly : The medical anomalies is better detected in IMF2.

RESULTS

- *EMD can be applied to no stationary waves*
- *EMD keeps time localization of signal caracteristics*
- *Applied to cardiac's signals, EMD can help to detect some medical anomalies*
- *A new method has been developed to denoise the signal*

FUTURE WORKS

- *Denoising signals by EMD*
- *Detection of different cardiac's anomalies by EMD*
- *Study of our new method called EMDPlus*

REFERENCES

1- Beya .O, Jalil .B, Fauvet. E, Laligant .O, Lew Yan Voon. L, "*Application de la Décomposition Modale Empirique à l'étude de signaux cardiaques* " Colloque National de la Recherche dans les IUT (CNRIUT, 09), Lille France 8 – 10th Juin 2009 .

2- Hua 1998; Huang N., Zheng S., Long S., Wu M., Shih H., Yen N., Tung C., Liu H., 1998) "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis", Procedures of Royal Society of London, A454,903-995.

3- Flandrin P., Gonçalves P., Rilling G., "Une extension bivariée pour la décomposition modale empirique – Application à des bruits blancs complexes". – p:809,, Colloque GRETSI 11-14 Sep2007, Troyes - France

SPIM

■ École doctorale SPIM - Université de Bourgogne/UFR ST BP 47870 F - 21078 Dijon cedex
■ tél. +33 (0)3 80 39 59 10 ■ ed-spim@univ-fcomte.fr ■ www.ed-spim.univ-fcomte.fr

UNIVERSITÉ DE BOURGOGNE