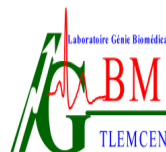
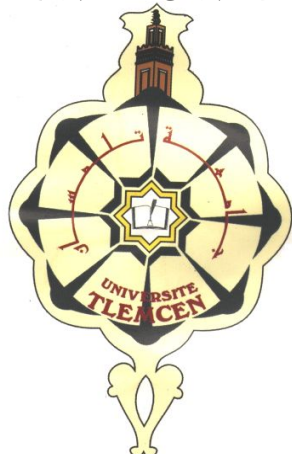


REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE ABOU BAKR BELKAID-TLEMCEM
DEPARTEMENT DE GENIE BIOMEDICAL



LABORATOIRE
De Génie Biomédical
DE TLEMCEM

Thèse

Pour obtenir le titre de

Docteur

En Electronique Biomédicale

ANALYSE NON LINÉAIRE DES DIFFÉRENTS INTERVALLES DU SIGNAL ECG
EN VUE D'UNE RECONNAISSANCE DE SIGNATURES DE PATHOLOGIES
CARDIAQUES

Présentée par :

M^r Dib Nabil

Devant la commission du jury :

Président :

M^r Cherki Brahim

Professeur à l'université de Tlemcen, Algérie

Directeur de thèse :

M^r Bereksi Reguig Fethi

Professeur à l'université de Tlemcen, Algérie

Examineurs :

M^r Senhadji Lotfi

Professeur à l'université de Rennes 1, France

M^r Chouakri Sid Ahmed

Professeur à l'université de Sidi Bel Abbes, Algérie

M^r Seddiki Ali

MCA à l'université de Sidi Bel Abbes, Algérie

M^r Hadj Slimane Zineddine

Professeur à l'université de Tlemcen, Algérie

Remerciements

Avant tout, je remercie **Dieu** de
m'avoir aidé à réaliser ce présent travail.

Je tiens à exprimer ma très profonde gratitude à Monsieur **BEREKSI REGUIG F.**, professeur à l'université de **Tlemcen**, qui n'a ménagé aucun effort pour me prendre en charge pour la réalisation de ce travail. Sa clairvoyance, sa générosité, sa gentillesse, ses connaissances, le temps qui m'a dispensé, et sa grande disponibilité dont il a fait preuve; m'ont énormément facilité ma tâche.

J'adresse mes très sincères remerciements à Monsieur **CHERKI BRAHIM** Professeur à l'université de **Tlemcen**, pour l'intérêt qu'il a accordé à ce travail en acceptant de le juger et de présider le jury.

Je tiens aussi à remercier les membres du jury qui m'ont fait l'honneur de participer à l'examen de ce travail :

Monsieur **SENHADJI LOTFI**, Professeur à l'université de **Rennes 1**.

Monsieur **CHOUAKRI SID AHMED**, Professeur à l'université de **Sidi Bel Abbes**.

Monsieur **SEDDIKI ALI**, MCA à l'université de **Sidi Bel Abbes**.

Monsieur **Hadj Slimane Zineddine**, Professeur à l'université de **Tlemcen**.

Je tiens à adresser mes plus sincères remerciements à mes amis **Salhi Hamed Hamid Oussama** et **Benfekir Abderrahim** pour leurs précieux conseils.

Ma gratitude s'adresse aussi aux membres du **laboratoire de Génie biomédical**.

Enfin, je désire vivement remercier **mon épouse** pour son inestimable soutien et ses encouragements qui mon permis de mener à bien ce travail.

Dédicace

A ma glorieuse Nation,

A mes parents,

A mes frères et mes sœurs,

A ma fille Arwa Hadil ,

A la famille Zenasni,

A tous mes amis,

A tous ceux qui travaillent pour que cette Nation

soit meilleure.

Table des matières

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

Chapitre 1 Traitement du signal ECG

1.1 Introduction.....	4
1.2 Prétraitement du signal ECG	5
1.2.1 Transformée en ondelettes	10
1.2.2 Filtrage par transformée en ondelettes.....	12
1.3 Algorithme de détection.....	13
1.3.1 Détection du complexe QRS	15
1.3.1.1 Etat de l'art	15
A. Les méthodes dérivatives.....	15
B. Méthodes basées sur les transformations morphologiques.....	15
C. Méthodes basée sur la décomposition modale empirique (EMD)....	17
D. Méthodes basées sur l'utilisation d'une "Template"	19
E. Méthodes basées sur la transformée en ondelette	19
1.3.1.2 Algorithme proposé de détection du complexe QRS.....	20
1.3.2 Détection de l'onde T	24
1.3.2.1 Détection de la fin de l'onde T	24

1.3.2.2 Détection du pic de l'onde T	28
1.3.2.3 Détection de début de l'onde T.....	28
1.3.3 Détection de l'onde P.....	29
1.3.3.1 Détection de la fin de l'onde P	29
1.3.3.2 Détection du pic de l'onde P.....	29
1.3.3.3 Localisation du début de l'onde P	29
1.4 Evaluation de l'algorithme de la détection	29
1.5 Conclusion	32
Référence	35

Chapitre 2 Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

2.1 Introduction.....	38
2.2 Systèmes dynamiques	39
2.3 Type des systèmes dynamiques	43
2.3.1 Système linéaire et système non linéaire	43
2.3.2 Système déterministe et système stochastique	44
2.4 Espace des phases	45
2.4.1 Définition.....	45
2.4.2 Attracteur	48

2.4.3 Comportement chaotique.....	50
2.5 Reconstruction de l'espace des phases	56
2.5.1 Estimation du délai τ	61
2.5.2 Estimation de la dimension m	63
2.6 La dimension de corrélation.....	65
2.7 Les entropies	68
2.7.1 L'entropie approximative	68
2.7.2 Entropie échantillonnée	74
2.7.3 L'entropie floue	75
2.7.4 Entropie multi-échelles	77
2.8 Les exposants de Lyapunov	78
2.9 Analyse par « detrended fluctuation » (DFA).....	80
2.10 Conclusion	82
Références.....	85

Chapitre 3 Effets des bruits et du filtrage sur les indices non linéaires

3.1 Introduction.....	89
-----------------------	----

3.2 Effet des battements ectopiques sur les indices non linéaires.....	94
3.2.1 Méthodes.....	94
3.2.2 Résultats et discussion	95
3.3 Effets du filtrage sur les paramètres non linéaires	100
3.3.1 Méthodes de filtrage	104
3.3.1.1 Filtrage adaptatif [25]	106
3.3.1.2 Filtrage par décomposition modale	108
3.3.1.3 Filtrage basé sur l'espace des phases	111
3.3.2 Méthode d'évaluation des trois algorithmes de filtrage	112
3.3.2.1 Principe de l'évaluation	112
3.3.2.2 Résultats.....	114
3.3.2.3 Discussion.....	124
3.4 Conclusion	127
Références.....	129

Chapitre 4 Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG : Etat de l'art

4.1 Introduction.....	134
4.2 Analyse des intervalles ECG par l'entropie approximative et échantillonnée.	136

4.3 Analyse des intervalles ECG par les entropies floues et les entropies multi-échelles.....	148
4.4 Analyse des intervalles ECG par Detrended fluctuation analysis (DFA)	154
4.5 Analyse des intervalles ECG par la dimension de corrélation.....	157
4.6 Analyse des intervalles ECG par les exposants de Lyapunov	160
4.7 Conclusion	162
Références.....	163

Chapitre 5 Analyse non linéaire de la variabilité cardiaque et de l'activité auriculaire

5.1 Introduction.....	170
5.2 Analyse du comportement chaotique de la variabilité du rythme cardiaque.	170
5.2.1 Méthode et matériels.....	173
5.2.2 Résultats et discussion	173
5.3 Comparaison entre la variabilité cardiaque des sujets sains et pathologiques	176
5.3.1 Matériels et méthodes	176
5.3.2 Résultats et discussion	177
5.4 Analyse multi-échelles de la variabilité du rythme cardiaque	182

5.4.1 Matériel et méthodes.....	182
5.4.2 Résultats et discussion	183
5.5 Analyse de la fibrillation auriculaire (FA).....	185
5.5.1 Matériels et Méthodes.....	186
5.5.1.1 Description des signaux de la fibrillation auriculaire	186
5.5.1.2 Extraction de l'activité auriculaire.....	187
5.5.1.3 Résultats et discussion	188
5.6 Conclusion	196
Références.....	197
Conclusion générale et perspectives	201

Liste des figures

Figure 1.1 Fluctuation de la ligne de base	6
Figure 1.2 Bruits de 50 Hz.....	7
Figure 1.3 Bruit dû au signal EMG.....	9
Figure 1. 4 Principe de décomposition par transformée en ondelettes discrète	12
Figure 1.5 décomposition par TOD	14
Figure 1.6 Décomposition du signal ECG en ces fonctions modales.....	21
Figure 1.7 Le principe de Zhang et al.	25
Figure 1.8 Délimitation de la fin de l'onde T par T_a et T_b	25
Figure 1.9 Test de l'algorithme sur les signaux 101 et 103 de la base MIT-BIH	33
Figure 1.10 Séparation de l'onde P et T	34
Figure 1.11 Limitation de l'algorithme proposé.....	34
Figure 2.1 système masse-ressort	41
Figure 2.2. Principe de superposition	44
Figure 2.3 Représentation du système masse ressort :.....	48

Figure 2.4 Circuit de Chua.....	49
Figure 2.5 espace de phases de l'oscillateur de Chua :.....	49
Figure 2.6 Espace de phase d'un système masse ressort pour plusieurs conditions initiales.....	52
Figure 2.7 L'évolution de la population pour deux conditions initiales très proches	53
Figure 2.8 la sensibilité aux conditions initiales.....	53
Figure 2.9 Espace des phases de l'oscillateur de Van Der Pol	57
Figure 2.10 Reconstruction de l'espace des phases	60
Figure 2.11 Espace des phases pour : (a) un signal ECG normal et (b) un signal ECG contenant des battements anormaux.....	66
Figure 2.12 La fonction Heaviside.....	76
Figure 2.13 Décomposition à l'échelle 2 et 3 de la série temporelle $x(t)$	80
Figure 2.14 DFA de la variabilité du rythme cardiaque du signal 101	84
Figure 3.1 Effet de la fausse détection sur la variabilité cardiaque	91
Figure 3.2 : Contractions prématurées ventriculaires	95
Figure 3.3 : Variabilité du rythme cardiaque	97
Figure 3.4. Comparaison entre les indices non linéaires des deux catégories .	99
Figure 3.5 Filtrage des battements ectopiques par suppression.....	102
Figure 3.6 Filtrage des battements ectopiques par interpolation d'ordre 0....	103

Figure 3.7 Filtrage des battements ectopiques par interpolation d'ordre 1....	104
Figure 3.8 Filtrage des battements ectopiques par interpolation d'ordre 3....	105
Figure 3.9 Filtrage des battements ectopiques par un filtre adaptatif.....	110
Figure 3.10 Principe du débruitage basé sur l'espace des phases.....	114
Figure 3.11 Principe d'évaluation des différentes méthodes de filtrage.....	115
Figure 3.12 Influence des trois méthodes de filtrage sur l'estimation de l'AppEn.....	120
Figure 3.13 Influence des trois méthodes de filtrage sur l'estimation de l'SampEn.....	120
Figure 3.14 Influence des trois méthodes de filtrage sur l'estimation de α_1 .	121
Figure 3.15 Influence des trois méthodes de filtrage sur l'estimation de α_2 .	122
Figure 3.16 Influence du filtre adaptatif sur l'estimation de D_2	123
Figure 3.17 Influence du filtre adaptatif sur l'estimation de LLE	123
Figure 4.2 Variation de l'entropie approximative en fonction de N et r.....	145
Figure 4.3 Fonction Heaviside.....	150
Figure 4.4 Influence du choix des paramètres sur la fonction Heaviside.....	151
Figure 4.5 les valeurs de la variance pour les différentes valeurs de tolérance r et N.....	161
Figure 5.1 Comparaison entre les indices non linéaires des cas normaux et des	

cas pathologiques	178
Figure 5.2 Evaluation de la complexité par l'entropie « multi-échelle »	185
Figure 5.3 Deuxième enregistrement ECG du groupe N.....	190
Figure 5.4 Troisième enregistrement ECG du groupe T.....	190
Figure 5.5 Description de la méthode d'extraction de l'activité auriculaire [33]	191
Figure 5.6 Extraction de l'AA	191
Figure 5.8 Comparaison entre les valeurs de l'entropie approximative des deux groupes N et T	193
Figure 5.9 Comparaison entre les valeurs de l'entropie échantillonnée des deux groupes N et T	194
Figure 5.10 Comparaison entre les valeurs de la dimension de corrélation des	195

Liste des tableaux

Tableau 1.1 Evaluation de l'algorithme de détection (complexe QRS)	30
Tableau 1.2 Evaluation de l'algorithme de détection (début et fin des autres ondes).....	31
Tableau 3.1. Paramètres non linéaires des deux catégories	98
Tableau 3.2 les valeurs des paramètres non linéaires.	115
Tableau 3.3 Les valeurs de l'entropie approximative	116
Tableau 3.4 Les valeurs de l'entropie échantillonnée.....	116
Tableau 3.5 Les valeurs de l'exposant α_1	117
Tableau 3.6 Les valeurs de l'exposant α_2	117
Tableau 3.7 Les valeurs de l'exposant D2	118
Tableau 3.8 Les valeurs de l'exposant LLE	118
Tableau 4.1 les paramètres temporels	135
Tableau 4.2 les paramètres fréquentiels.....	136
Tableau 4.3 variation de l'entropie approximative en fonction de N et r.	144
Tableau 4.4 variation de l'entropie échantillonnée en fonction de N et r.	145
Tableau 4.5 Influence de la longueur de la série temporelle sur la DFA.....	158
Tableau 4.6 Influence du paramètre N sur l'estimation de D2	160

Tableau 5.1	Evaluation du comportement chaotique.....	174
Tableau 5.2	comparaison entre les indices non linéaires des sujets sains, patients ayant une IC et patients ayant une SV.....	177
Tableau 5.3	analyse multi-échelle de la variabilité du rythme cardiaque.....	184
Tableau 5.4	valeurs de l'entropie approximative des deux groupes N et T..	188
Tableau 5.5	valeurs de l'entropie échantillonnée des deux groupes N et T.	189
Tableau 5.6	valeurs de la dimension de corrélation des deux groupes N et T.	189

Introduction générale

L'activité cardiaque du cœur est due à la dépolarisation et la repolarisation des cellules cardiaques. En effet, la repolarisation et la dépolarisation de ces cellules s'accompagnent par un déplacement des ions tels que les ions de calcium et du potassium. Ce déplacement produit une différence de potentiel qui peut être mesurée en utilisant des électrodes électriques convenablement placées sur le corps humain. Le électrique signal enregistré porte le nom d'électrocardiogramme (ECG).

Le signal électrocardiogramme continue d'être un outil très puissant dans la routine clinique. Il est exploité pour la détection des différentes anomalies cardiaques. Si une anomalie cardiaque s'installe, notre cœur perd son rythme. Ceci se traduit sur le signal ECG par un changement dans la morphologie des différentes ondes, leurs durées ou les deux simultanément.

L'ECG représente donc un outil non invasif et peut contraignant pour le patient.

En effet, l'analyse automatique de ce signal est incontournable notamment dans le cas des enregistrements de longue durée tels que le Holter. Cette analyse s'avère très importante aussi dans le cas des enregistrements de 12 dérivations ou dans le cas d'un nombre assez élevé de patients.

Cette analyse nécessite l'extraction de certains paramètres dits d'intérêt clinique. La variabilité du rythme cardiaque est considérée comme étant le paramètre le plus pertinent de ces derniers. Elle décrit la variation de la fréquence cardiaque. Elle a été traditionnellement analysée par des méthodes temporelles, fréquentielles ou tempo-fréquentielles. Ces méthodes ont été appliquées avec succès dans la reconnaissance des anomalies cardiaques. Malheureusement, elles n'arrivent pas à expliquer totalement l'activité du cœur.

Pour mieux expliquer le fonctionnement du cœur et interpréter les anomalies cardiaques, les chercheurs font appel aux méthodes non linéaires.

Ces méthodes sont supposées plus robustes et plus adéquates pour analyser l'activité cardiaque. Ce privilège est lié à la nature déterministe du fonctionnement du cœur. En effet, l'activité cardiaque n'est plus soumise au hasard, elle est gouvernée par des lois déterministes. En plus, le cœur n'est isolé, il s'interagit avec les autres organes et le milieu externe. Ces interjections engendrent un comportement non linéaire de l'activité cardiaque.

L'objectif poursuivi à travers cette thèse est d'exploiter ces méthodes dans la reconnaissance des pathologies cardiaques.

Cette exploitation s'avère très difficile. Une de difficulté rencontrée lors de l'application de ces méthodes dans l'analyse du signal ECG, est la délinéation des différentes ondes constituant ce signal. En d'autre terme, l'extraction des indices non linéaires est fortement liée à la précision avec laquelle les ondes du signal ECG sont segmentées. Si une erreur se produit dans l'étape de segmentation, elle se propage à l'étape suivante. A fin de ne pas fausser l'extraction de ces paramètres, il apparaît nécessaire de développer un algorithme de segmentation fiable et robuste. Ceci représente le premier défi dans le présent travail.

Une autre raison qui rend l'application de ces techniques difficile, est le choix de certains paramètres. De même une mauvaise sélection de ces paramètres engendre une estimation fautive des indices non linéaires. Cette fautive estimation engendre à son tour une fautive interprétation des résultats. Le choix convenable des ces paramètres représente une autre problématique à traiter.

Une troisième difficulté résulte à la présence des bruits. En effet, les bruits peuvent considérablement altérer l'information contenue dans les indices non linéaires. Par conséquent, ils doivent être éliminés. Ceci passe par un choix adéquat de la méthode de filtrage.

Allant du développement d'un algorithme de segmentation à la reconnaissance des anomalies cardiaque, ce document est structuré comme suite :

Un premier chapitre décrit un algorithme dédié à la détection des débuts, des fins et des pics des différentes ondes du signal ECG. Cette algorithme est basée essentiellement sur respectivement des méthodes dérivatives et d'un indicateur lié à la surface des ondes P et T. En effet, la détection de ces ondes représente le préalable de toute analyse automatique du signal ECG.

Dans le deuxième chapitre, les méthodes non linéaires sont décrites. Ce chapitre, riche en exemples, vise à mieux comprendre certaines notions telle que la définition d'un système dynamique, d'un attracteur et de l'espace des phases. Le troisième chapitre est consacré pour l'étude de l'influence des bruits et des méthodes de filtrage sur les indices non linéaires. Le chapitre a comme objectif, une meilleure sélection de la méthode de filtrage.

Dans le quatrième chapitre, l'état de l'art des méthodes non linéaires est cité. Dans ce chapitre, on s'intéresse aussi à l'impact de la sélection de certains paramètres algorithmiques sur les indices non linéaires. Dans le dernier chapitre, une analyse de la variabilité du rythme cardiaque ainsi que celle de l'activité auriculaire est faite. Le document est finalisé par une conclusion générale et de perspectives.

Chapitre 1

Traitement du signal ECG

1.1 Introduction

Le signal ECG est un outil très puissant dans l'analyse des anomalies cardiaque. En effet, son importance est due à l'effet que les ondes P, QRS et T constituant ce signal traduisent l'activité électrique du cœur. Par conséquent, un changement de la forme, de la durée de ces ondes ou de la durée des différents intervalles entre ces ondes peuvent indiquer la présence d'une anomalie cardiaque. Autrement dit, l'importance du signal ECG est liée aux indices cliniques qu'on peut extraire et utiliser pour établir un diagnostic correct.

En effet, l'extraction des ces indices nécessite la délimitation des débuts, des pics et des fins des différentes ondes du signal ECG. Une détection manuelle des ces ondes est souvent ennuyeuse et difficile à accomplir notamment dans le cas des signaux ECG de type Holter. En plus, dans certains cas, l'analyse des 12 dérivations du signal ECG est incontournable pour mieux diagnostiquer certaines maladies cardiaques. Ceci rend, la détection manuelle des ondes P, QRS et T fastidieuse. Par conséquent, le développement des systèmes de détection automatique est inéluctable lorsqu'on diagnostique les anomalies cardiaques à partir d'un signal ECG contenant un nombre assez élevé de battements cardiaques.

Plusieurs travaux scientifiques ont été consacrés au développement des algorithmes de détection robustes et fiables [1-3]. Ces algorithmes sont généralement constitués par deux

étapes fondamentales. La première étape consiste à éliminer les différents bruits qui peuvent contaminer le signal ECG. Dans cette étape, il est nécessaire de maintenir les informations utiles et de ne pas altérer la forme et la durée des différentes ondes. Dans la deuxième étape, les informations utiles sont utilisées pour délinéer le signal ECG. Généralement, c'est le complexe QRS qui est détecté en premier lieu. Ceci est dû à l'effet que ce complexe est utilisé pour déterminer la fréquence cardiaque, qui en fait, est un indice indispensable dans l'analyse des arythmies cardiaques. En plus, le complexe QRS est souvent utilisé pour détecter les autres ondes du signal ECG. En effet, Plusieurs méthodes ont été exploitées pour détecter ce complexe [4-5]. La précision de ces algorithmes la détection du complexe QRS est très élevée.

Contrairement au complexe QRS, la détection des ondes P et T est difficile à accomplir. Ceci est lié aux faibles amplitudes de ces deux ondes. En plus, ces deux ondes sont souvent contaminées par des bruits.

Dans ce chapitre, on s'intéresse à développer un algorithme de détection des ondes ECG, robuste et fiable. L'algorithme utilise respectivement des méthodes dérivatives pour détecter le complexe QRS et d'un indicateur lié aux surfaces des ondes P et T pour détecter la fin de ces deux ondes.

1.2 Prétraitement du signal ECG

L'acquisition du signal ECG se fait avec des électrodes convenablement placées sur le corps humain. Malheureusement, cette acquisition est souvent accompagnée par des bruits. Ces bruits sont de différentes natures et causent souvent un problème lors de la détection des ondes du signal ECG. Les bruits couramment rencontrés sont :

- **la fluctuation de la ligne de base**

La fluctuation de la ligne de base signifie une déviation de cette ligne de sa valeur référence(Fig.1.1). La valeur de référence de la ligne de base correspond aux segments isoélectriques. Autrement dit, la ligne de base correspond aux intervalles PQ et ST. Sa fluctuation est due aux mouvements du patient, à la respiration et aux changements de l'impédance peau-électrodes. Ce type de bruit est très remarquable lors d'un enregistrement d'un ECG d'efforts. Il représente un bruit de faibles fréquences. En effet, Cette fluctuation apparaît comme des ondulations de basses fréquences (0.15 HZ-0.3HZ).

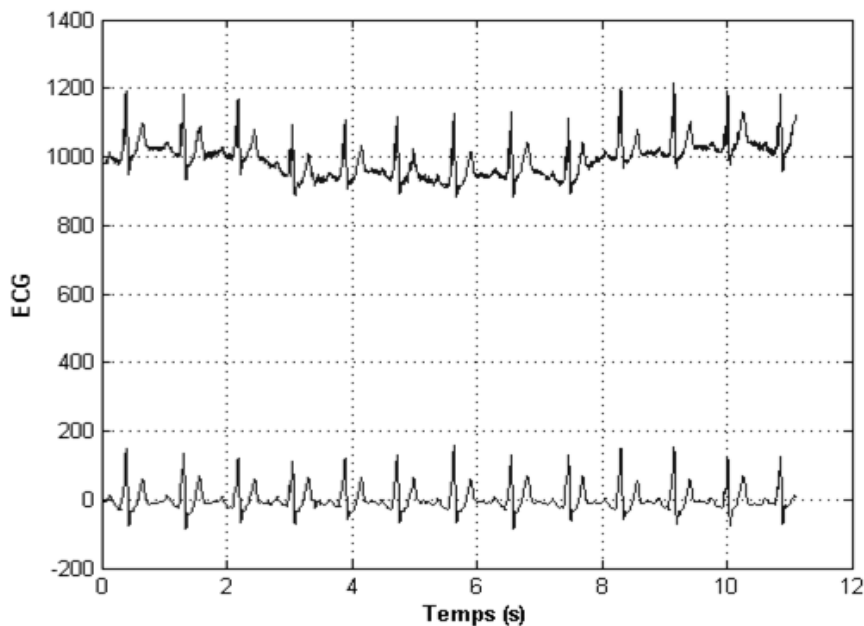


Figure 1.1 Fluctuation de la ligne de base

- **Bruit du au réseau électrique**

Ce bruit est le plus rencontré lors de l'acquisition du signal ECG [6] (Fig. 1.2). Il est du aux interférences électromagnétiques du réseau de distribution. Sa fréquence est de 50 Hz. Pour l'éliminer, on utilise souvent un filtre sélectif.

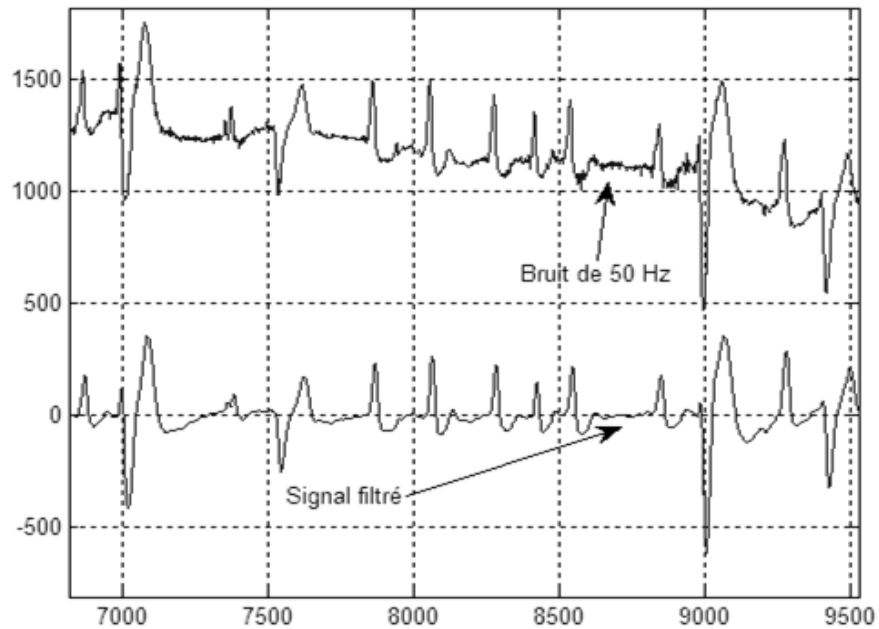


Figure 1.2 Bruits de 50 Hz.

- **Le signal EMG**

Le signal EMG est un signal qui traduit l'activité électrique des muscles (Fig. 1.3). Lors de la détection du signal ECG, le signal EMG est considéré comme étant un bruit. Souvent ce type de bruit prend le nom des "bruits de background". Ces bruits sont des bruits qui traduisent l'activité électriques de cellules situées

hors de l'organe ciblé. Leur élimination se fait en utilisant des filtres passe bas.

Le filtrage des artéfacts cités précédemment constitue donc une étape importante afin d'avoir une segmentation correcte des ondes du signal ECG. Plusieurs techniques ont été utilisées pour éliminer l'effet des bruits sur le signal ECG. Le point essentiel dans l'opération du filtrage, est de ne pas altérer ni la morphologie ni la durée des différentes ondes. Le choix du filtre dépend énormément de l'information qu'on veut extraire et par conséquent aux différentes opérations qui viennent après le filtrage. Certaines de ces techniques utilisent les filtres numériques à réponse impulsionnelle finie et infinie [7]. Malheureusement l'utilisation de ce type de filtres engendre souvent une distorsion des ondes du signal ECG notamment celles ayant des fréquences proches de la fréquence de coupure du filtre utilisé. D'autres techniques utilisent des filtres adaptatifs [8-9]. Malgré que ces filtres assurent un bon filtrage, le choix du signal "référence" se représente comme un inconvénient de ce type de filtres. Les méthodes statistiques telles que l'analyse par la composante principale et par la composante indépendante ont été aussi choisies pour éliminer l'effet des différents bruits [10-11]. Le choix des composantes principales ainsi que la vitesse de convergence représentent deux inconvénients de ces techniques.

Récemment, la transformée d'ondelettes s'impose comme un outil très puissant dans l'analyse des signaux biomédicaux [12-13]. Cette technique consiste à décomposer le signal ECG à ces différentes composantes fréquentielles. En effet, les variations rapides du signal se situent dans les premières échelles de la décomposition tandis que celles représentant les faibles variations se situent dans les échelles les plus élevées. La reconstruction du signal filtré est assurée par l'élimination des échelles contenant les bruits. L'efficacité de la technique dépend énormément du choix de l'ondelette mère, niveau de décomposition et le type de seuillage adopté dans le filtrage [14]. La transformée en ondelettes sera discutée dans les paragraphes

suivants.

Les filtres morphologiques ont été aussi exploités afin d'améliorer la qualité du signal ECG [15]. En utilisant cette technique, une convolution morphologique entre le signal ECG et un objet de forme simple, est faite. Les opérations élémentaires telles que l'ouverture et la fermeture permettent d'éliminer les bruits.

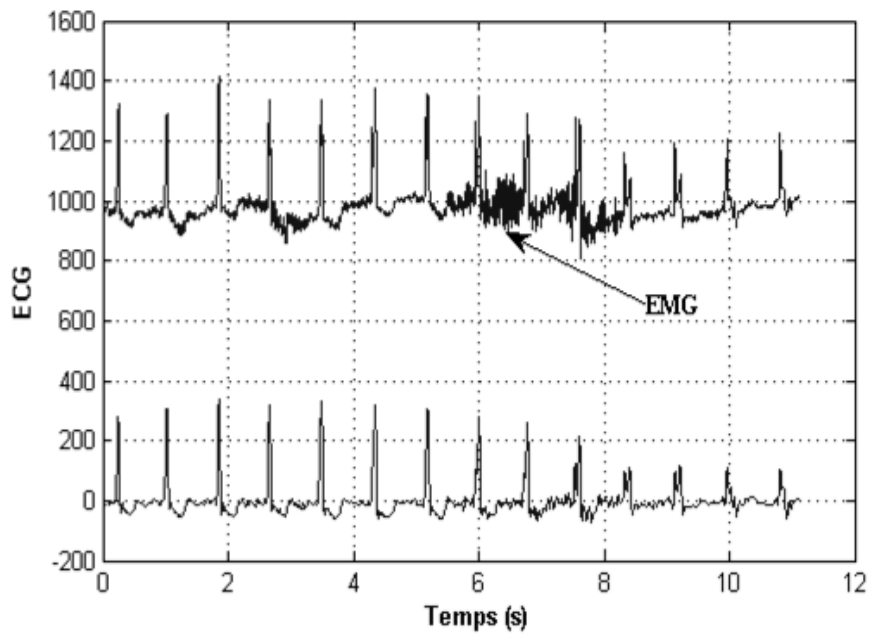


Figure 1.3 Bruit dû au signal EMG

La décomposition modale (Empirical Mode Decomposition : EMD) est aussi exploitée dans le filtrage du signal ECG [16]. Cette technique décompose le signal en ces différentes composantes fréquentielles. Contrairement à la transformée en ondelettes ; qui utilise une famille d'ondelettes ; la décomposition modale

utilise des fonctions intrinsèques du signal afin d'avoir les différentes composantes oscillatoires. Malheureusement, cette technique est assez "lourde" en terme de temps d'exécution.

Dans notre algorithme, nous avons adopté le filtrage par la transformée d'ondelettes sachant que cette technique ne provoque qu'une distorsion minimale des différentes ondes [17]. Les notions fondamentales ainsi que le principe de filtrage par la transformée en ondelettes constituent l'objectif du paragraphe suivant.

1.2.1 Transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes a été introduite singulièrement pour palier les inconvénients imposés par l'utilisation de la transformée de Fourier à court terme (TFCT). En effet, TFCT utilise une fenêtre de largeur fixe pour explorer les caractéristiques temporelles et fréquentielle d'un signal donné. Due à cette largeur fixe, on ne peut pas avoir une bonne résolution temporelle et résolution fréquentielle simultanément selon le principe d'Heisenberg. Afin de surmonter cet inconvénient, la transformée en ondelettes a été développée. Cette technique explore les signaux en utilisant une fonction appelée "ondelette mère". Cette ondelette mère subit à une translation et à une dilatation (ou une contraction) pour donner naissance à un ensemble de fonctions dites "ondelettes filles". Ces fonctions déduites de l'ondelette mère ont la même forme que celle-ci mais ceux sont leurs durées et leurs longueurs de bande qui changent. Une famille d'ondelettes $\Psi_{(a,b)}$ peut être exprimée par la formule suivante (Equ. 1.1):

$$\Psi_{(a,b)}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1.1)$$

La variable b sert pour translater l'ondelette tout au long du signal tandis que la variable a est liée aux deux opérations : la dilatation et la contraction. La variable a prend le non d'échelle. En effet, pour une valeur de a supérieure à 1, l'ondelette serait dilatée alors qu'une valeur du paramètre a inférieure à 1 introduit une contraction de l'ondelette mère. Les deux paramètres a et b permettent d'avoir concurremment une bonne résolution temporelle et fréquentielle.

La transformée en ondelettes consiste à projeter le signal à analyser $x(t)$ sur la famille d'ondelettes (Equ. 1.2) :

$$C(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \Psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1.2)$$

Les coefficients $C(a, b)$ représentent la corrélation entre le signal $x(t)$ et la famille d'ondelettes.

Pour des valeurs continues des deux paramètres a et b , la transformée en ondelettes est appelée transformée en ondelettes continue (TOC). L'utilisation des valeurs continues des paramètres a et b produit une redondance des coefficients $C(a, b)$. Ceci rend la reconstruction du signal difficile. Par conséquent, une discrétisation de ces deux paramètres est nécessaire. Dans ce cas, on parle d'une transformée en ondelettes discrète (TOD).

La transformée en ondelette discrète permet de décomposer le signal $x(t)$ à ces différentes composantes fréquentielles. En effet, chaque signal est constitué par des variations rapides dites "détails" et des variations lente dites " approximations". La décomposition par la TOD consiste à séparer les détails et les approximations. Pratiquement, cette décomposition est faite à l'aide d'une paire de filtres quadratiques complémentaires. La décomposition se fait donc de manière hiérarchique (Fig. 1.4).

L'approximation du niveau $N - 1$ passe par la paire de filtres pour donner l'approximation et le détail du niveau N .

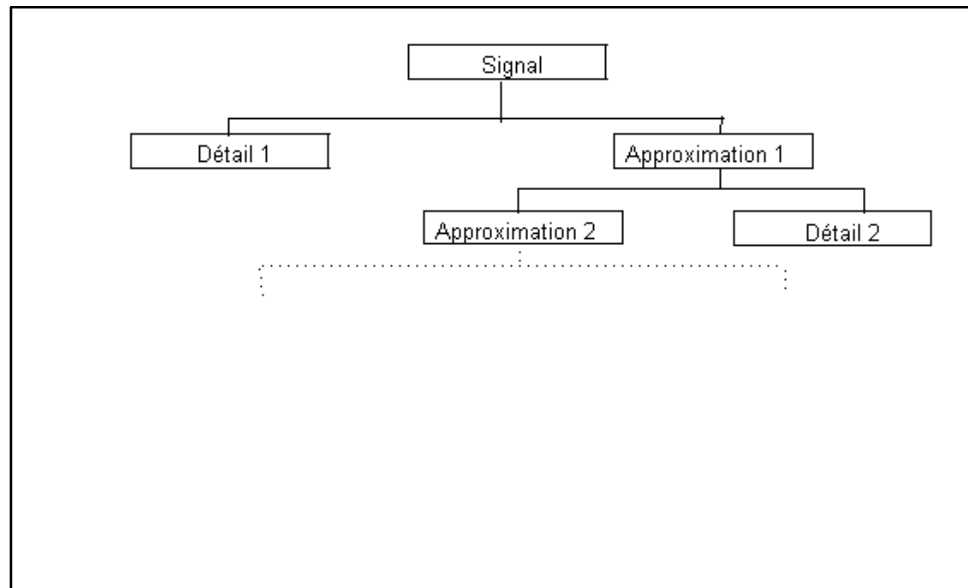


Figure 1. 4 Principe de décomposition par transformée en ondelettes discrète

Une décomposition par transformée en ondelettes d'un signal ECG est illustrée sur la figure 1.5.

1.2.2 Filtrage par transformée en ondelettes

Le principe de filtrage par la transformée en ondelettes a été introduit initialement par Donoho [18]. En effet, Donoho a démontré que les faibles valeurs des coefficients d'ondelettes $C(a, b)$ correspondent aux bruits présents dans le signal $x(t)$. Le filtrage par ondelettes exploite le fait que les bruits sont répartis sur les coefficients d'ondelettes de faibles valeurs tandis que l'information utile est représentée par quelques coefficients de forte amplitude. Filtrant le signal $x(t)$ revient à éliminer ou

atténuer ces coefficients de faibles valeurs et de les exclure lors de la reconstruction du signal filtré.

L'efficacité de cette méthode est fortement liée au choix du seuil, de l'ondelette mère et du niveau de la décomposition. Plusieurs travaux ont étudié le choix optimal de ces trois facteurs [19-21]. En effet, leurs choix dépendent des étages ultérieurs.

D'après certains travaux [17][21], l'ondelette mère Daubechies apparaît la plus appropriée dans l'analyse du signal ECG. Par conséquent, l'ondelette mère Db4 est adoptée dans notre cas.

1.3 Algorithme de détection

En effet, la détection des différentes ondes constituant le signal ECG est une étape très importante dans les systèmes d'aide au diagnostic modernes [22]. La classification des pathologies cardiaques est fortement liée aux indices d'intérêt clinique qui ; de leurs tours ; dépendent de la précision avec laquelle les ondes ECG sont détectées. Afin de mesurer correctement ces indices, un algorithme de détection robuste et fiable a été développé [23]. Cet algorithme repose sur l'utilisation des méthodes dérivatives pour la détection du complexe QRS et sur un indicateur lié à la surface des ondes P et T pour délimiter le début, le pic et la fin de ces deux ondes. L'algorithme est constitué essentiellement de trois parties suivantes :

- *Partie 1 : détection du complexe QRS.*
- *Partie 2 : détection de l'onde T.*
- *Partie 3 : détection de l'onde P.*

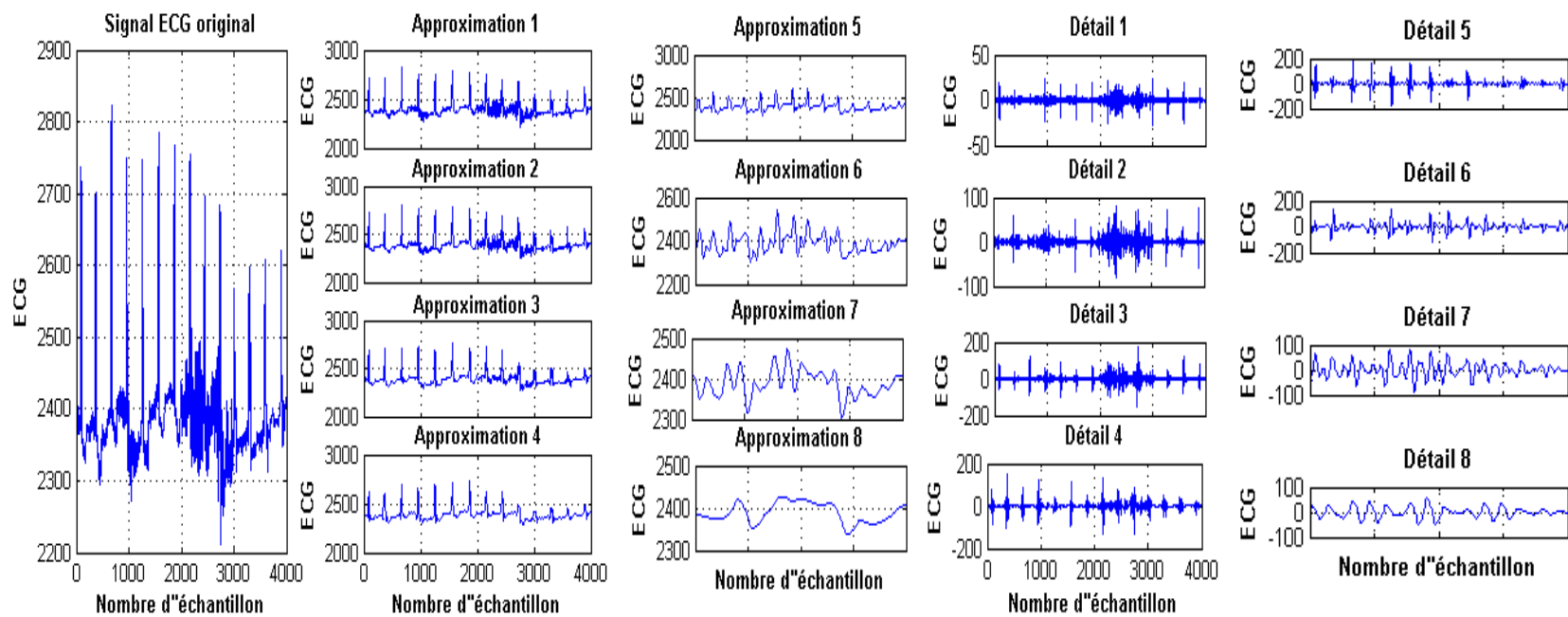


Figure 1.5 décomposition par TOD

1.3.1 Détection du complexe QRS

1.3.1.1 Etat de l'art

Plusieurs techniques ont été adoptées pour détecter le complexe QRS. En effet, la plupart des systèmes de classification modernes disposent d'un algorithme de détection de ce complexe. Ceci est dû à son importance. En réalité, l'onde R est utilisée pour déterminer la fréquence cardiaque. En plus, le complexe QRS est utilisé dans certains algorithmes dans la délimitation des autres ondes du signal ECG [24]. Fréquemment, on adopte les techniques suivantes dans la détection du complexe QRS :

A. Les méthodes dérivatives

Ces méthodes s'appuient sur une propriété majeure du complexe QRS : sa pente. En réalité, le complexe QRS possède une pente assez élevée par rapport au reste du signal ECG. En appliquant cette technique, le signal ECG est initialement lissé. Après le lissage du signal ECG, les différentes valeurs de la pente seront calculées. La détection du complexe QRS se fait en comparant les différentes valeurs de la pente avec un seuil décentement choisi. Cette méthode a été utilisée par [25].

B. Méthodes basées sur les transformations morphologiques

Les transformations morphologiques ont été introduites par Serra [26]. Elles ont été initialement appliquées au traitement des images. Par la suite, elles ont été extrapolées dans le traitement des signaux [27]. Cette technique a été aussi appliquée avec succès dans la détection du complexe QRS [28].

Le filtrage morphologique est obtenu par une convolution morphologique du signal ECG avec un masque. Le masque représente un objet de forme simple et de taille réduite (segment, triangle,...).

Le filtrage morphologique est assuré par un ensemble d'opérateurs non linéaires tel que : l'érosion, la dilatation, l'ouverture et la fermeture. Ces opérateurs peuvent être définis par [29] :

$$\text{Dilatation: } f \oplus g(x) = \max_i [f(x - 1) + g(i)] \quad (1.3)$$

$$\text{Erosion: } f \ominus g(x) = \min_i [f(x + 1) + g(i)] \quad (1.4)$$

$$\text{Opening: } f \circ g(x) = f \oplus g(\ominus g)(x) \quad (1.5)$$

$$\text{Closing: } f * g(x) = f \ominus g(\oplus g)(x) \quad (1.6)$$

$f(x)$ Représente le signal à analyser (l'ECG dans notre cas) et $g(x)$ représente le masque. Ce dernier doit être convenablement choisi. Dans le cas de la détection du complexe QRS, il doit être plus large que le complexe QRS. Dans son algorithme, Yong Lian [30] a choisi des triangles comme étant des masques. En effet, le masque avec une forme triangulaire permet de maintenir les pics et les vallées des différentes ondes du signal ECG.

Récemment, la transformation morphologique est appliquée en différentes échelles¹. Cette nouvelle version des transformations morphologiques a été développée par Yang et al. [31]. Dans, ce type de transformations morphologiques, on utilise des masques de tailles et de formes différentes au lieu d'utiliser un seul masque avec une largeur fixe. Ceci permet d'explorer le signal

¹ Le terme anglais utilisé pour ce type de transformations morphologiques est « multi-scale mathematical morphology »

dans des échelles différentes.

La détection des débuts, des pics et des fins des complexes QRS peut être accomplie en utilisant les dérivées morphologiques. En effet, le début, la fin et le pic de ce complexe sont considérés comme étant des points singuliers.

Un point singulier est un point pour lequel la dérivée morphologique à droite M_f^+ et la dérivée morphologique à gauche M_f^- ont des signes différents. Ces deux dérivées sont données par :

$$M_f^+ = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{(f \oplus g_s)(x) - f(x)}{s} \quad (1.7)$$

$$M_f^- = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{f(x) - (f \ominus g_s)(x)}{s} \quad (1.8)$$

Yan et al [32] ont défini leur filtre morphologique comme étant la différence entre les deux dérivées M_f^+ et M_f^- . En effet, le début, le pic et la fin du complexe QRS correspondent aux minima locaux de cette différence. Autrement dit, détecter le complexe QRS revient à déterminer les minima locaux de la différence entre M_f^+ et M_f^- .

C. Méthodes basée sur la décomposition modale empirique (EMD)

Contrairement à la transformée en ondelettes, la décomposition modale empirique utilise des fonctions issues du signal lui-même pour assurer sa décomposition. La technique est équivalente à un banc de filtres à l'exception que la fréquence de coupure qui n'est préalablement pas définie. La décomposition modale empirique utilise une procédure de "sifting" pour décomposer le signal à ces différentes composantes fréquentielles. Cette

procédure est définie comme suite :

Détecter les maxima et les minima du signal à analyser $x(t)$.

Relier les maxima, en utilisant les spline cubiques, afin d'obtenir l'enveloppe supérieure : $e_u(t)$.

Relier les minima, en utilisant les spline cubiques, afin d'obtenir l'enveloppe inférieure : $e_l(t)$.

Calculer $m_1(t)$ la moyenne des deux enveloppes :

$$m_1(t) = \frac{e_u(t) + e_l(t)}{2} \quad (1.9)$$

Calculer $h_1(t)$ l'approximation de la première fonction intrinsèque :

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (1.10)$$

L'approximation $h_1(t)$ est considérée comme une fonction intrinsèque $c_1(t)$ si elle satisfait les deux conditions suivantes :

Le nombre de maxima et le nombre de passage par zéro doivent être égaux ou ils diffèrent par 1.

La valeur moyenne de l'enveloppe supérieure et de l'enveloppe inférieure est égale à zéro.

Si l'approximation $h_1(t)$ ne satisfait pas les deux conditions précédentes, la procédure de (1) à (7) est appliquée sur $h_1(t)$ au lieu du signal $x(t)$.

Calculer le résidu $r_1(t)$:

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (1.11)$$

La fonction intrinsèque du niveau N est obtenu en appliquant la procédure de "sifting" sur le signal résidu $r_1(t)$.

La figure 1.6 représente la décomposition du signal ECG en utilisant cette technique. La EMD a été utilisée dans le filtrage du signal ECG [33-36]. Elle a été aussi utilisée dans la détection du complexe QRS [37-38]. Puisque le ce dernier représente les variations hautes fréquences dans le signal ECG, il peut être localisé dans les premières fonctions modales. Saurabh P. and Madhuchhand M. [38] utilisent la deuxième et la troisième fonction modale pour détecter le pic R. Par la suite, l'onde Q et l'onde S ont été détectées par une opération de fenêtrage. La technique a montré de bonnes performances. Mais, elle prend plus de temps pour qu'elle s'exécute, ce qui la rend inappropriée dans les applications temps réel.

D. Méthodes basées sur l'utilisation d'une "Template"

Cette technique s'appuie sur le calcul de la corrélation entre un signal connu, appelé Template, et le signal à analyser $x(t)$. Les coefficients de corrélation élevés indiquent la présence du signal Template dans le signal $x(t)$. Cette technique est très robuste aux bruits, elle est simple à implémenter et son temps d'exécution est très réduit, ce qui la rend très adéquate dans les applications temps réel. En effet, elle a été appliquée avec succès dans les applications de téléphone portable [39].

E. Méthodes basées sur la transformée en ondelette

Cette technique utilise la même stratégie que la décomposition modale empirique. En effet, en utilisant la transformée en

ondelettes, le signal ECG sera décomposé en plusieurs échelles. Seules les échelles contenant les complexes QRS seront utilisées pour leurs localisations [40].

1.3.1.2 Algorithme proposé de détection du complexe QRS

La détection du complexe QRS est basée sur l'utilisation d'une version développée de l'algorithme de So et Khan [41]. Autrement dit, notre algorithme est basé sur l'utilisation des méthodes dérivatives pour localiser le complexe QRS.

En effet, le complexe QRS se caractérise par des déflexions rapides et successives. Ceci se traduit par une forte variation de la pente du signal ECG. Ces variations de la pente sont exploitées pour détecter le complexe QRS.

La délinéation des ondes Q, R et S se fait en comparant les valeurs de la pente du signal ECG à un seuil.

Dans l'algorithme de So et Khan [41], la pente du signal ECG a été calculée par l'expression suivante (Equ 1.12) :

$$\text{slope}(i) = 2x(i + 1) + x(i + 1) - x(i - 1) - 2x(i - 2) \quad (1.12)$$

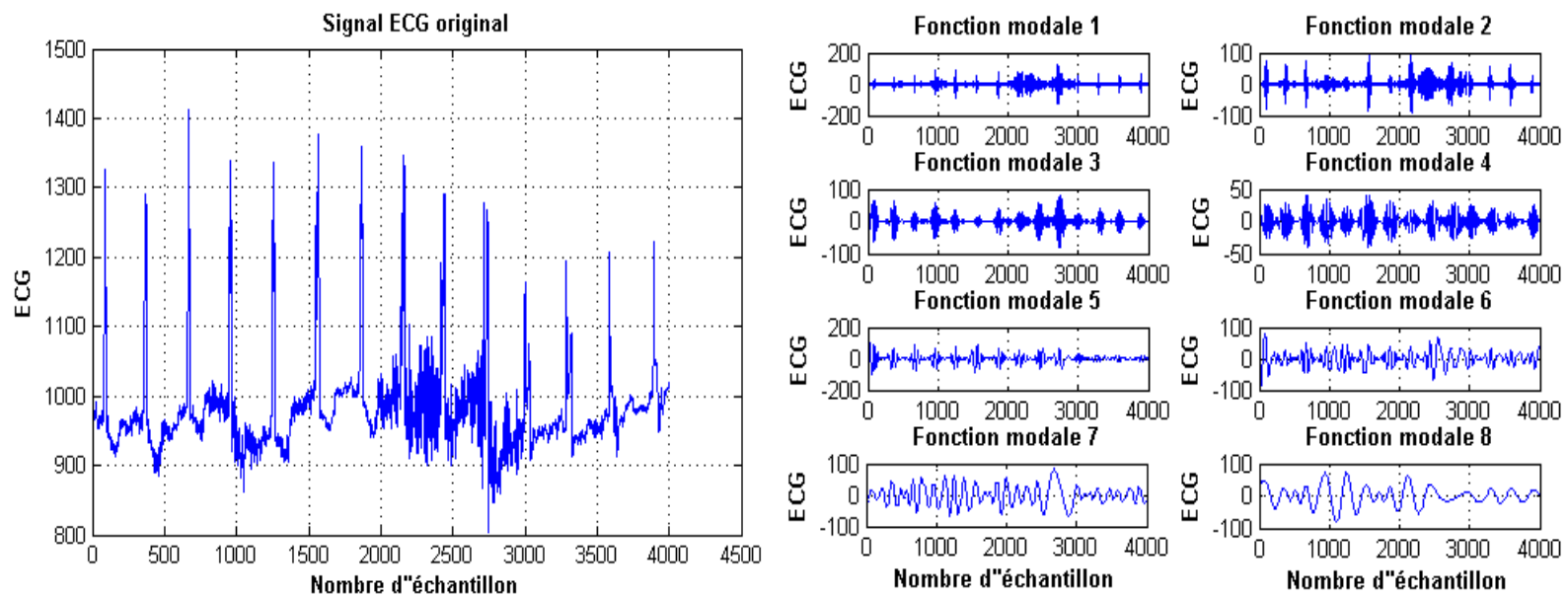


Figure 1.6 Décomposition du signal ECG en ces fonctions modales

$x(i)$: représente l'amplitude du signal ECG à l'instant i .

L'onde Q est détectée lorsque deux valeurs successives de la pente dépassent un seuil donné ($slope_{thresh}$). La valeur du seuil

$slope_{thresh}$ peut être calculée par la formule suivante (Equ. 1.13) :

$$slope_{thresh} = \frac{thresh_param}{16} \cdot maxi \quad (1.13)$$

$thresh_param$ peut prendre les valeurs suivantes : 2, 4,8 ou 16. Le paramètre " $maxi$ " est mis à jours en utilisant l'expression suivante (Equ. 1.14) :

$$maxi = \frac{first_maxi}{filter_param} + maxi \quad (1.14)$$

$$Avec : first_{maxi} = R_{point} - QRS_{onset} \quad (1.15)$$

R_{point} et QRS_{onset} représentent respectivement l'amplitude de l'onde R et de l'onde Q.

Dans notre algorithme, l'onde Q a été prise comme étant la première déflexion qui précède les deux premières valeurs successives de la pente qui dépassent le seuil. Ceci est fait dans le but d'avoir plus de précision dans la détermination de cette onde. L'onde Q détectée est notée Q_{on} .

En effet, l'onde Q_{on} est définie comme étant le point pour lequel

l'expression

" *min slope* ", donnée par l'équation 1.16, prend sa valeur minimale.

$$\text{min slope} = |\text{slope}(i) - \text{slope}(i - 1)| \quad (1.16)$$

Si aucune déflexion n'a été détectée, l'onde Q_{on} est définie comme étant l'onde Q.

Après que l'onde Q_{on} sera détectée, l'onde R doit être localisée. Elle est prise comme étant la valeur maximale dans une fenêtre placée juste après l'onde Q_{on} . La taille de cette fenêtre a été fixée expérimentalement à 0.08s.

Afin de détecter l'onde S, le premier passage par zéro juste après l'onde R devrait être déterminé. Par la suite, l'onde S est prise comme étant la valeur minimale du signal ECG dans une fenêtre placée après ce premier passage par zéro. La taille de cette fenêtre a été fixée expérimentalement à 0.01s. Finalement, le point J est localisé. Ce point est la première déflexion après l'onde S. Théoriquement c'est le point J qui devrait être pris comme le début de segment ST. Dans notre algorithme, ce point est le premier point après l'onde S qui satisfait la condition suivante :

$$\text{slope}(i) > 0 \text{ et } \text{slope}(i) < 0 \quad (1.17)$$

Si aucune déflexion n'a été détectée, l'onde S est prise comme étant le point J . En plus, une opération de seuillage est nécessaire afin d'éviter la confusion entre ce point et le début de l'onde T.

1.3.2 Détection de l'onde T

En effet, l'algorithme de So et Khan a une bonne précision dans la détection du complexe QRS. Malheureusement, cet algorithme n'arrive pas à détecter les ondes P et T correctement. Dans certain cas où l'onde P est absente, l'onde T du battement précédent est détectée comme étant l'onde P du battement "actuel". Par conséquent, nous avons utilisé un autre principe pour détecter les deux ondes P et T. Ce principe repose sur l'utilisation d'un indicateur lié à la surface de ces deux ondes.

1.3.2.1 Détection de la fin de l'onde T

La détection de la fin de l'onde T est basée sur la méthode de Zhang et al. [42].

Cette méthode consiste à utiliser principalement un indicateur $A(t)$ lié à la surface de l'onde T (Fig. 1. 7).

En utilisant ce principe, deux points T_a et T_b seront utilisés pour délimiter l'onde T (Fig. 1.8). L'intervalle $[T_a, T_b]$ est choisi de telle façon qu'il va contenir la fin de l'onde T. par conséquent un tel intervalle doit être convenablement déterminé. Dans [42], Zhang et al. ont déterminé les valeurs de T_a et T_b comme suite :

$$T_a = \begin{cases} R_i + 0.15 R_i + 37 & \text{si } RR_i < 68 \text{ bpm} \\ R_i + 70 & \text{si } RR_i \geq 68 \text{ bpm} \end{cases} \quad (1.18)$$

$$T_b = \begin{cases} R_i + 0.7 R_i - 0.9 & \text{si } RR_i < 68 \text{ bpm} \\ R_i + 0.2 R_i + 101 & \text{si } RR_i \geq 68 \text{ bpm} \end{cases} \quad (1.19)$$

R_i et RR_i représentent respectivement l'instant de l'apparition de l'onde R et la fréquence cardiaque.

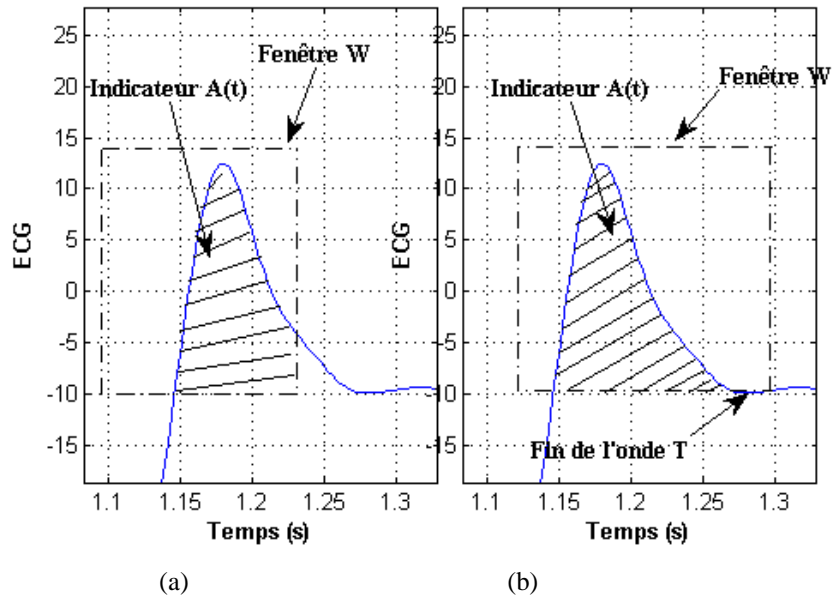


Figure 1.7 Le principe de Zhang et al.

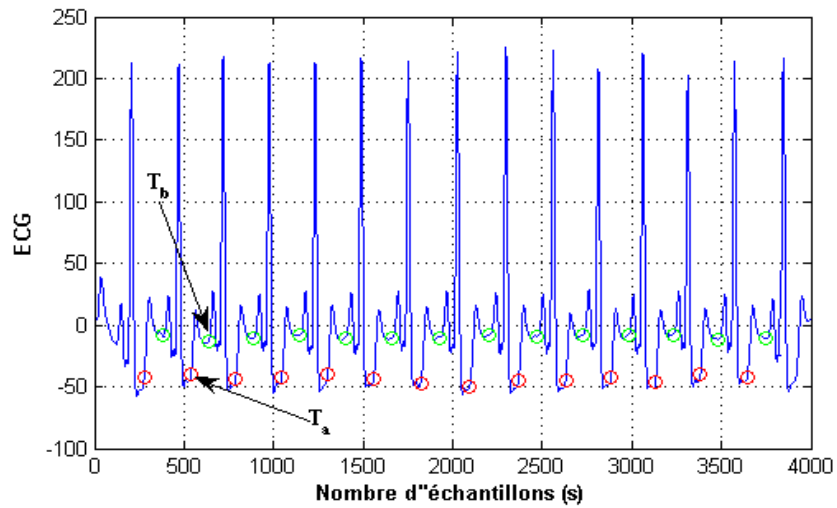


Figure 1.8 Délimitation de la fin de l'onde T par T_a et T_b

L'indicateur $A(t)$ est calculé par une intégration numérique et l'utilisation d'une fenêtre W . Il est donné par :

$$A(t) = \int_{t-w}^t |x(\tau) - x(t)| d\tau \quad (1.20)$$

Zhang et al. ont démontré que l'indicateur $A(t)$ prend sa valeur maximale lorsque le temps t coïncide avec la fin de l'onde T (Fig. 1.7-b). Autrement dit, chercher la fin de l'onde T revient à chercher le temps t pour lequel l'indicateur $A(t)$ prend sa valeur maximale.

Le choix T_a et T_b joue un rôle important dans la localisation de la fin de l'onde T. Dans notre algorithme le point T_a est pris comme étant le point J . Le point T_b est calculé en utilisant plusieurs fréquences cardiaques au lieu d'une seule fréquence (Equ. 1.21) :

$$T_b = \begin{cases} J + RR_i + 18 & \text{si } RR_i < 75 \text{ bpm} \\ J + 0.145 RR_i + 11 & \text{si } 50 < RR_i < 75 \text{ bpm} \\ J + 0.4 RR_i - 65 & \text{si } 38 < RR_i < 75 \text{ bpm} \\ j + 0.45 R_i + 2 & \text{si } RR_i < 38 \text{ bpm} \end{cases} \quad (1.21)$$

En effet, dans certains cas, la morphologie de l'onde T change. Elle peut être négative ou biphasée. Dans le cas où l'onde T est négative la solution la plus simple consiste à calculer la valeur absolue de l'indicateur $A(t)$. Lorsque l'onde T est biphasée, la solution consiste à chercher les deux instant t' et t'' qui respectivement minimise et maximise la valeur de $A(t)$. Si les valeurs de $A(t')$ et $A(t'')$ sont comparables, l'onde T est biphasée.

Dans ce cas, l'indicateur $A(t)$ sera calculé par :

$$A(t) = \sum_{j=t-W+1}^t (x_j - x_t) \quad (1.22)$$

Les différentes étapes suivies dans la détection de la fin de l'onde T peuvent se résumer comme suite :

1. Choisir la taille de la fenêtre W et de la fenêtre de lissage P .
2. Déterminer les deux instants R_i et R_{i+1} .
3. Choisir les valeurs de deux points T_a et T_b entre R_i et R_{i+1} .
4. Pour chaque instant $T = T_a, T_{a+1}, T_{a+2}, \dots, T_b$ calculer :

$$x_T = \frac{1}{2p+1} \sum_{j=T-p}^{T+p} x_j \quad (1.23)$$

$$A_T = \sum_{j=t-W+1}^t (x_j - x_t) \quad (1.24)$$

Trouver les deux instants t' et t'' :

$$t' = \arg \max_{T_a < T < T_b} A_T \quad (1.25)$$

$$t'' = \arg \min_{T_a < T < T_b} A_T \quad (1.26)$$

Si :

$$\frac{1}{\alpha} < \left| \frac{(A_T')}{(A_T'')} \right| < \alpha \quad (1.27)$$

Alors, l'onde le fin de l'onde T est :

$$T_{end} = \max(t', t'') \quad (1.28)$$

Si non, la fin de l'onde T est :

$$T_{end} = \arg \max_{t \in (t', t'')} (t', t'') \quad (1.29)$$

Incrémenter i par 1 et refaire les étapes 2 à 6.

Il est important de signaler que α est un paramètre qui est utilisé pour comparer les valeurs de $A(t')$ et $A(t'')$ afin de savoir s'il s'agit d'une onde T biphasée. Ce paramètre est déterminé expérimentalement. Dans notre cas, il est fixé à $\alpha = 6$.

1.3.2.2 Détection du pic de l'onde T

La localisation du pic de l'onde T se fait en détectant la valeur maximale du signal ECG entre le point J et la fin de l'onde T.

1.3.2.3 Détection de début de l'onde T

Afin de déterminer le début de l'onde T (notée T_{on}), on calcule la dérivée $slope1$ donnée par la formule 1.30 :

$$slope1(i) = |x(i + 1) - x(i - 1)| \quad (1.30)$$

$slope1$ a été définie pour traduire la variation brusque de la pente au début de l'onde T. T_{on} est l'instant pour lequel $slope1$

prend sa valeur maximale.

1.3.3 Détection de l'onde P

1.3.3.1 Détection de la fin de l'onde P

La détection de l'onde P se fait de la même manière que celle de la détection de l'onde T. L'onde P est délimitée entre la fin de l'onde T du battement précédent et l'onde Q du battement "actuel".

1.3.3.2 Détection du pic de l'onde P

Le pic de l'onde P est pris comme étant l'amplitude maximale ; du signal ECG ; calculé dans la fenêtre délimitée par la fin de l'onde P du battement "actuel" et la fin de l'onde T du battement précédent.

1.3.3.3 Localisation du début de l'onde P

Le début de l'onde P est localisé en suivant les mêmes étapes de la détection du début de l'onde T.

1.4 Evaluation de l'algorithme de la détection

Afin d'évaluer l'algorithme de la détection, la base MIT-BIH des signaux ECG [43] a été utilisée. Cette base contient 48 enregistrements du signal ECG de 30 minutes de durée. Les signaux ont été échantillonnés avec une fréquence de 360 Hz et avec une résolution de 11-bits.

L'évaluation de l'algorithme développé est faite en utilisant la sensibilité Se et la prédictibilité P^+ . Ces deux paramètres sont exprimés par les équations 1.31 et 1.32 :

$$Se = \frac{TP}{TP+FN} \quad (1.31)$$

$$P^+ = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1.32)$$

Avec :

TP: Le nombre des pics R correctement détectés

FN: Le nombre des pics R non détectés

FP: Le nombre des pics repérés come étant l'onde R alors qu'ils'agit d'une autre ondes.

La sensibilité et la prédictibilité positive ont été calculées sur l'ensemble des signaux de la base MIT-BIH dans le cas de la détection complexe QRS. Par contre, l'évaluation de l'algorithme, vis-à-vis de sa capacité à détecter correctement le début et la fin des autres ondes, a été faite en utilisant uniquement 80231 battements. En effet, ceci est dû au fait qu'aucune annotation de ces ondes n'a été faite sur la base de données. La base MIT-BIH dispose seulement des annotations des pics R.

Notre algorithme est comparé avec les deux algorithmes décrits dans les références [44] et [45]. Les résultats de cette évaluation sont illustrés sur les tableaux 1.1 et 1.2.

algorithmes	Nombre de battement (battements)	Sensitivité (%)	Prédictibilité (%)
Algorithme [44]	51000	99.18	98.00
Algorithme [45]	N'est pas mentionné	94.32	97.66
Algorithme développé	80231	95.39	98.19

Tableau 1.1 Evaluation de l'algorithme de détection (complexe QRS)

	Sensitivité (%)	Prédictibilité (%)
Début de l'onde P	74.06	89.06
Point J	95.37	99.19
Début de l'onde T	84.03	88.63
Fin de l'onde T	89.77	86.86

Tableau 1.2 Evaluation de l'algorithme de détection (début et fin des autres ondes)

La figure 1.9 illustre l'évaluation de l'algorithme sur une partie des signaux 101 et 103 de la base MIT-BIH. La figure 1.10 montre l'efficacité de l'algorithme à séparer correctement la fin de l'onde T et le début de l'onde P. En effet, l'algorithme peut détecter correctement ces deux points même si l'onde P et T se chevauchent.

D'après le tableau 1.1, on constate que l'algorithme développé a une bonne sensibilité et une bonne prédictibilité. On constate aussi que l'algorithme développé a une prédictibilité positive supérieure à celle de l'algorithme basé sur l'utilisation de la transformée en ondelettes [44]. Par contre, la sensibilité de l'approche qui s'appuie sur les ondelettes [44] a une sensibilité meilleure que celle de l'algorithme développé. En réalité, ceci est dû au nombre de battements utilisés dans l'évaluation de chaque algorithme.

On remarque aussi que la sensibilité et la prédictibilité de l'algorithme développé ont des valeurs supérieures à celles de l'algorithme cité dans [45].

En plus, l'utilisation de l'indicateur lié à la surface de l'onde T et P permet de résoudre le problème imposé par l'algorithme de So et Khan.

Malheureusement, dans certains cas notre algorithme n'arrive pas à détecter correctement l'onde R. En réalité, l'algorithme décrit auparavant ne détecte pas correctement les débuts et les fins des différentes ondes lorsque la pente de l'onde P devient assez importante (Fig. 1.11).

1.5 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la description de l'algorithme proposé. Il est basé essentiellement sur les méthodes dérivatives et un indicateur lié aux surfaces des ondes P et T. En effet, les méthodes dérivatives sont utilisées pour la détection du complexe QRS tandis que l'indicateur a été exploité dans la détection des deux autres ondes. L'algorithme proposé a montré une bonne sensibilité et une bonne prédictibilité. En plus, l'utilisation des méthodes dérivatives le rend adéquat dans les applications temps réel. Cet algorithme sera utilisé pour détecter et extraire les différents paramètres d'intérêt clinique tel que le signal de la variabilité du rythme cardiaque.

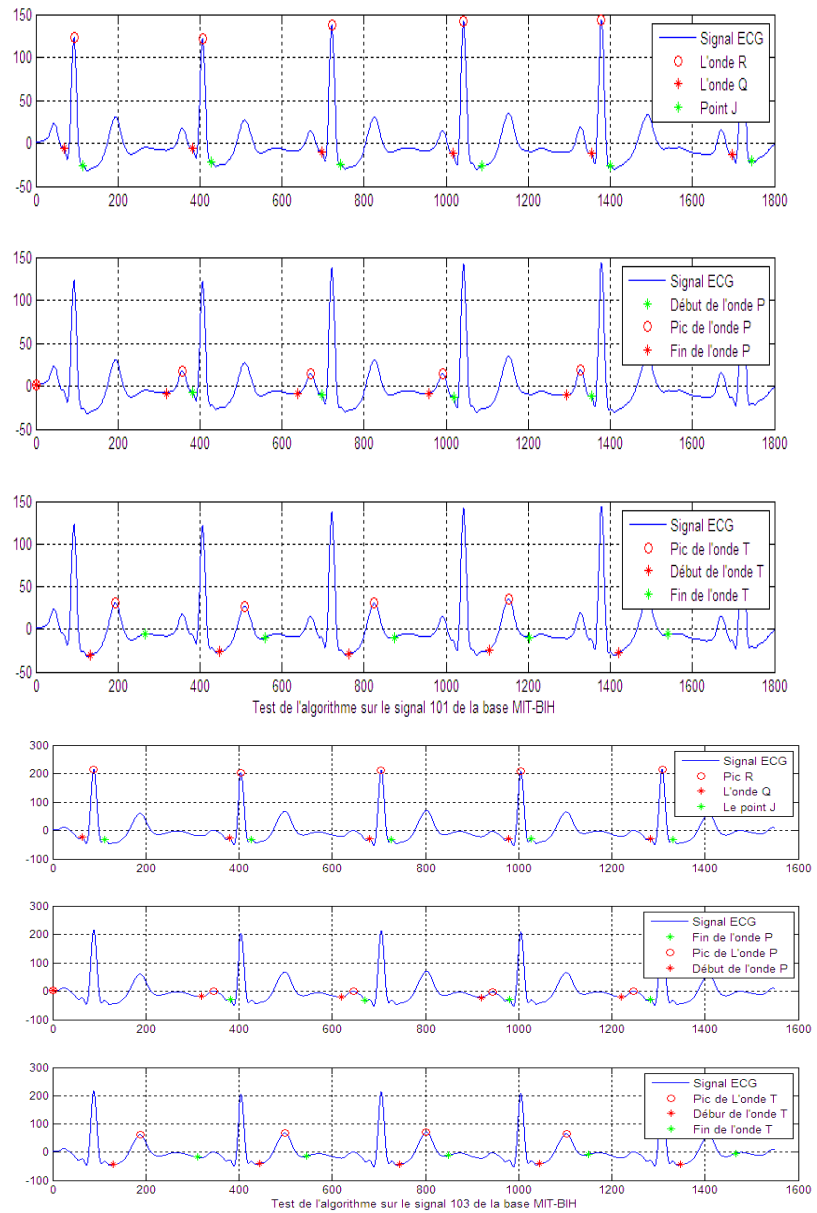


Figure 1.9 Test de l'algorithme sur les signaux 101 et 103 de la base MIT-BIH

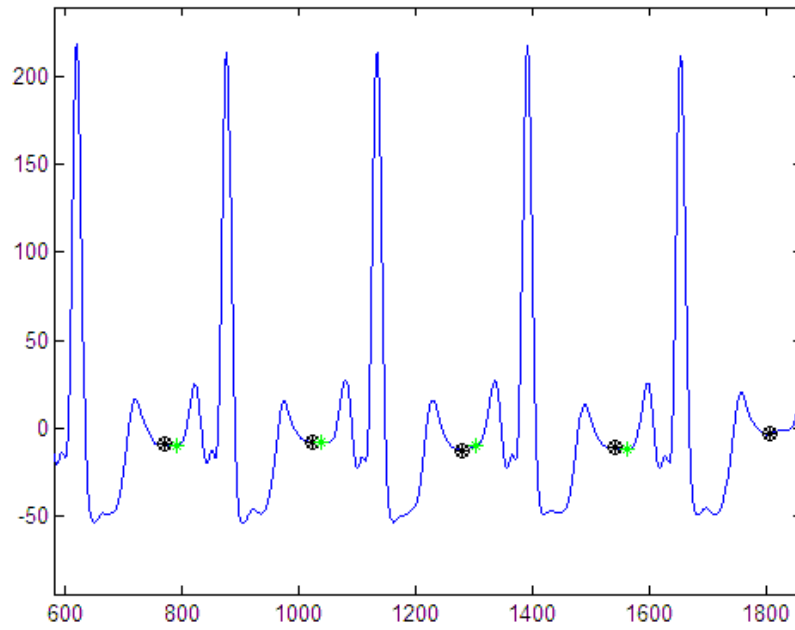


Figure 1.10 Séparation de l'onde P et T

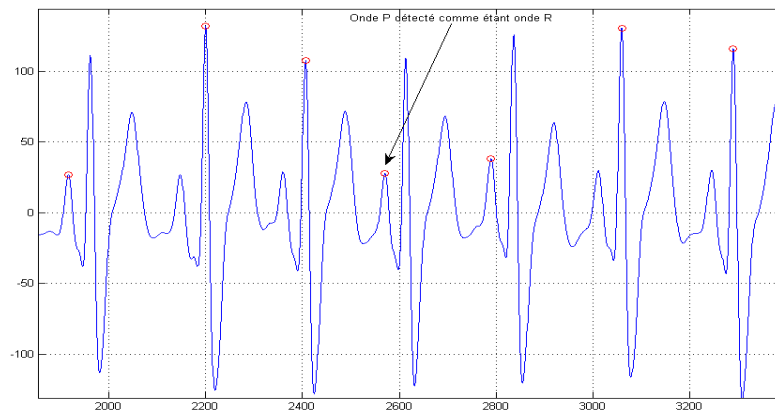


Figure 1.11 Limitation de l'algorithme proposé

Référence

1. M. Vitek , J. Hrubes , J. Kozumplik A wavelet-based ECG delineation in multi-lead ECG Signals : evaluation on the CSE database, in: IFMBE Proc 25, 2009, pp. 177-180
2. . A. Ghaffari , M. Homaeinezhad , M. Khazraee , M. Daevaeiha Segmentation of Holter ECG waves via analysis of a discrete wavelet-derived multiple skewness-kurtosis based Metric, Ann Biomed Eng, 38(2010) 1497-1510.
3. P. Saurabh , M. Madhuchhanda Detection of ECG characteristic points using multiresolution wavelet analysis based selective coefficient method, Measurement, 43 (2009) 255-261.
4. J. M. Gorriz, J. Ramirez, A. Olivares, P. Padilla, C. G. Ountonet, M. Canton, Laguna P, Real time QRS detection based on M-ry likelihood ratio test on DFT coefficient, PloS one 9 (2014)e110629.
5. R. Almeida, H. Gonçalves, J. Bernardes, A. P. Rocha, Fetal QRS detection and heart rate estimation : a wavelet based approach, 35(2014)1723-1735.
6. M.F. Chimeno, R. Pallàs-Areny, A comprehensive model for power line interference in biopotential measurements, IEEE transactions on biomedical engineering, 49 (2000)535-540.
7. V. Alste, T.S. Schilder, Removal of baseline wander and power-line interference from ECG signal by an efficient FIR filter with reduced number of taps, IEEE transactions on biomedical Engineering, , 32 (1985) 1052-1060.
8. N.V. Thakor, Y.S. Zhu, Application of adaptive filtering to ECG analysis: noise cancellation and arrhythmia detection, IEEE transactions on biomedical Engineering, 38 (1991) 785-194.
9. H.C. Ching, M.C. Kang, J.K. Hsien, Cancellation of high frequency noise in ECG signal using adaptive filter without external reference, in: Third IEEE international conference on biomedical engineering and informatics, 2010.
10. M. Kotas, application of projection pursuit based robust principal component analysis to ECG enhancement, Biomedical signal processing and control, 1 (2006) 289-298.
11. S. Wang, J. Shengtao, Removal of power-line interference of ECG signal based on independent component analysis to separate noise from electrocardiogram signal, in: IEEE international conference on Engineering and Intelligent Systems, 2006, pp. 1-5.
12. S. Paul Addison, Wavelet transforms and the ECG: a review, Physiological Measurement, 26 (2005) 155-199.
13. S. Poornachandra, N. Kumaravel, Hyper-trim shrinkage for denoising of ECG signal, Journal of digital signal processing, 15 (2005) 315-327.
14. L.N. Sharma, S. Dandapat, A. Mahanta, Multi-scale wavelet energies and relative energy based on denoising of ECG signal, in: IEEE international

- conference of communication control and computer technologies, 2010.
15. S.A. Taouli , F. Bereksi-Reguig, Noise and baseline wandering suppression of ECG signals by morphological filter, *Journal of Medical Engineering & Technology*, 34 (2010) 87–96.
 16. K.-M. Chang, Ensemble empirical mode decomposition based ECG noise filtering method, in: *IEEE International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC)*, 2010, pp. 210 – 213.
 17. N. Dib, analyse des intervalles du signal ECG en vue d'une reconnaissance des signatures des pathologies cardiaques, in: Tlemcen university, 2009.
 18. D.L. Donoho, I.M. Johnstone, Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage, in: *Technical report, department of statistics, Stanford University*, 1992.
 19. S. Poornachandra, Wavelet based denoising using subband dependent threshold for ECG signals, *Digital signal processing*, 18 (2008) 49-55.
 20. G. Garg, V. Singh, J.R.P. Gupta, A.P. Mittal, Optimal algorithm for ECG denoising using discrete wavelet transforms, (2010).
 21. B.N. Singh, A.K. Tiwari, Optimal selection of wavelet basis function applied to ECG signal denoising, *digital signal processing*, 16 (2006) 275-287.
 22. E. Derya Ubeyli Detecting variabilities of ECG signals by Lyapunov exponents, *Neural Comput & Applic*, (2009) 653–662.
 23. N. Dib, F. Bereksi-Reguig, Algorithm for automatic detection of ECG waves, *Journal of Mechanics in Medicine and biology*, 11 (2011) 15-29.
 24. L. Senhadji, F. Wang, A.I. Hernandez, G. Carrault, Wavelets extrema representation for QRS-T cancellation and P wave detection, *Computers in Cardiology*, (2002) 37-40.
 25. J. P. Madeiro, P. C. Cortez, C. R. Seisdedos, C. R. Sobrinho, An innovation approach of QRS segmentation based on the first derivative, Hilbert and wavelet transform, *Med. Eng. Phys.*, 34(2012) 1236-1246
 26. I. Serra *Image analysis and mathematical morphology*, New York academic, 1982.
 27. Y. Sun, K. Chan, S. M. Krishnan, ECG signal conditioning by morphological filter, *Comput. Bio. Med.*, 32(2002) 465-479.
 28. P.E. Trahanias, An approach to QRS complex detection using mathematical morphology, *IEEE Transaction of biomedical engineering*, 40 (1993).
 29. F. Zhang, Y. Lian, electrocardiogram QRS detection using multiscale filtering based on mathematical morphology, in: *proceeding of the 29th annual international conference of IEEE EMBS*, 2007.
 30. F. Zhang , Y. Lian, QRS Detection Based on Morphological Filter and Energy Envelope for Applications in Body Sensor Networks, *Journal of Signal Processing System*, 64 (2011) 187–194.
 31. Z. Yang, Z. Pu , Z. Qi Novel edge preserving multiscale filtering method based on mathematical morphology, in: *Proceeding of the second international conference on machine learning and cybernetics*, 2003, pp. 2970-2975.
 32. Y. Sun, K.L. Chan, S.M. Krishnan, Characteristic wave detection in ECG signal using morphological transform, *Computer in biology and medicine*, (2005) 5-38.
 33. K.-M. Chang, Ensemble empirical mode decomposition based ECG noise

- filtering method, in: IEEE International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC), 2010, pp. 210 – 213,.
34. A. Chacko, S. Ari, Denoising of ECG signals using Empirical Mode Decomposition based technique, in: IEEE International Conference on Advances in Engineering, Science and Management (ICAESM), 2012, pp. 6-9.
 35. A. Dliou, R. Latif, M. Laaboubi, F. Maoulainine, S. Elouaham, Noised abnormal ECG signal analysis by combining EMD and Choi-Williams techniques, in: International Conference on Complex Systems (ICCS), 2012, pp. 1- 5.
 36. J. Jenitta, A. Rajeswari, Denoising of ECG signal based on improved adaptive filter with EMD and EEMD, in: IEEE Conference on Information & Communication Technologies (ICT), 2013, pp. 957 – 962.
 37. Z.E. Hadj Slimane, A. Naït Ali, QRS complex detection using Empirical Mode Decomposition, Digital signal processing, 20 (2010) 1221-1228.
 38. P. Saurabh , M. Madhuchhanda, QRS complex detection using empirical mode decomposition based windowing technique, in: International Conference on Signal Processing and Communications (SPCOM), 2010, pp. 1-5.
 39. C. Liu, P. Li, Y. Zhang, Y. Zhang, C. Liu, Shoushui Wei A Construction Method of Personalized ECG Template and Its Application in Premature Ventricular Contraction Recognition for ECG Mobile Phones, in: IFMBE (Ed.) World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, 2013, pp. 585-588.
 40. Y. Min, Y. R. Kang, G. S. Kim, J. Park, S. W. Kim, Design of wavelet based ECG detector for implanted cardiac pacemakers, IEEE Trans. Biomed. Circuits syst., 7(2013) 426-436.
 41. K. Chan, H. So, Development of QRS method for real-time ambulatory cardiac monitor, in: 19 Annual of International Conference IEEE EMBS, 1997, pp. 289–292.
 42. Q. Zhang , M. Alfredo Illanes , M. Claire , P. Yves , S. Michel An algorithm for robust and efficient location of T-wave ends in electrocardiogra, in: Iriisa (Ed.) Publication Interne 1744, 2005.
 43. Moody G, Mark R, MIT-BIH arrhythmia database directory, Harvard MIT Division of Health Sciences and Technology, Biomedical Engineering Center, 1997.
 44. H. Dinh, D. Kumer, N. Pah, B. Burton, Wavelets for QRS detection, in: The 23rd Annual EMBS International Conference, 2001.
 45. G. Peng Qiu, K. Ray Lui, A robustic method for QRS detection based on modified P-spectrum, in: IEEE (Ed.) Acoustics, Speech and Signal Processing, 501–504.

Chapitre 2

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

2.1 Introduction

Récemment, certaines techniques issues de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques, ont été introduites afin d'expliquer certains phénomènes biologiques et physiologiques. En effet, l'analyse linéaire de ces signaux ne permet d'extraire que quelques informations sur la dynamique des processus biologiques. Ceci est au fait que les phénomènes physiologiques traduisent l'évolution des processus non linéaires. Ces techniques ont été appliquées avec succès dans le domaine de la biologie et de la médecine.

Le présent chapitre traite les concepts fondamentaux de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques. En réalité, la compréhension de ces concepts est indispensable afin de mieux comprendre et interpréter les résultats obtenus lorsque ces techniques sont appliquées à des signaux physiologiques tels que le signal ECG, la variabilité du rythme cardiaque et la variabilité de l'intervalle QT.

Ce chapitre présente et décrit de définitions. Il s'agit des

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

définitions et descriptions du système dynamique, de l'espace des phases, du comportement chaotiques. Ces définitions sont suivies par les descriptions d'un ensemble de paramètres et d'indices qui permettent d'évaluer les systèmes dynamiques. Ces indices seront exploités pour l'analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG.

2.2 Systèmes dynamiques

Un système qui évolue dans le temps est qualifié comme étant un système dynamique. Il peut être décrit par un ensemble de variables dont les valeurs changent en fonction du temps [1]. Ces variables sont appelées variables d'état. Autrement dit, les variables d'état sont des variables qui peuvent décrire l'état d'un système dynamique à tout instant "t".

Un système dynamique peut être décrit par une équation différentielle de la forme suivante (Eq. 2.1) :

$$\frac{d\vec{x}}{dt} = \vec{F}(\vec{x}(t), \alpha) \quad (2.1)$$

On peut aussi le représenté par n équations différentielles de la forme (Equ. 2.2) :

Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques

$$\begin{cases} \frac{dx_1}{dt} = f_1(x_1, \dots, x_n, t, \alpha) \\ \quad \quad \quad \cdot \\ \quad \quad \quad \cdot \\ \quad \quad \quad \cdot \\ \frac{dx_n}{dt} = f_n(x_1, \dots, x_n, t, \alpha) \end{cases} \quad (2.2)$$

$\vec{x}(t)$ représente le vecteur qui contient les variables d'état et α est un vecteur contenant les paramètres du système.

Ces deux représentations sont utilisées pour décrire un système dynamique continu. Dans le cas d'un système discret, on utilise une séquence des valeurs discrètes pour représenter chaque variable d'état (Equ. 2.3) :

$$\begin{aligned} x &\rightarrow f(x) \\ x_{n+1} &= f(x_n) \end{aligned} \quad (2.3)$$

En effet, les paramètres sont des constantes tandis que les variables d'état changent en fonction du temps. Le choix des variables d'état est primordial. Il dépend énormément du modèle du système dynamique. Une variable d'état d'un modèle donné peut être considérée comme un paramètre dans un autre modèle. Le choix se fait donc selon le modèle du système qu'on veut construire.

Pour mieux assimiler ces notions, on prend ; comme premier exemple ; un système constitué d'un ressort ; de raideur k ;

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

attaché à une masse m . Le système subit une force de frottement visqueux \vec{F}_f et une force de rappel \vec{F}_r . Ce système est illustré sur la figure 2.1. Le système masse-ressort peut être décrit par deux variables d'états : la position $x(t)$ de la masse m et sa vitesse $\dot{x}(t)$.

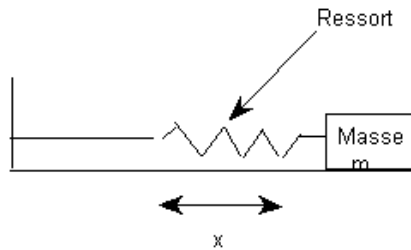


Figure 2.1 système masse-ressort

Dans le cas de faibles amortissements, la position de la masse $x(t)$ est donnée par équation 2.4 :

$$x(t) = x_0 e^{-\xi t} \cos(\omega_0 t) \quad (2.4)$$

Avec :

Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques

x_0 : La position initiale
 ξ : Le coefficient d'amortissement
 ω : La pulsation

Sachant que la vitesse $\dot{x}(t)$ est la dérivée par rapport au temps de la position $x(t)$, dans le cas de faibles amortissements, on peut exprimer cette dernière par l'équation 2.5 :

$$\dot{x}(t) = v(t) = -x_0 \omega_0 e^{-\xi t} \sin(\omega_0 t) \quad (2.5)$$

Avec :

x_0 : La position initiale
 ω_0 : La pulsation propre
 ω : La pulsation

Pour le système masse-ressort x_0 , ξ et ω_0 sont considérés comme étant des paramètres.

En effet, ce premier exemple représente un système dynamique continu.

La population d'une espèce donnée, représente un bon exemple pour un système dynamique discret. Cette population peut être

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques
modélisée par une série de la forme [2] (Eq 2.6) :

$$x_{n+1} = \beta x_n (1 - x_n) \quad (2.6)$$

Avec

x_n : population dans l'année actuelle
 x_{n+1} : population dans l'année prochaine
 β : taux de croissance

Ce système, très simple, permet de modéliser le fait que si la population est faible alors elle va augmenter, mais si la population est trop importante elle va manquer de ressources alimentaires et par conséquent elle diminue.

2.3 Type des systèmes dynamiques

2.3.1 Système linéaire et système non linéaire

Un système dynamique est dit linéaire s'il satisfait au principe de la superposition. Ce principe est illustré sur la figure 2.2. Supposons qu'une excitation $e_1(t)$ à l'entrée du système donne une réponse $s_1(t)$ à sa sortie, et qu'une autre excitation $e_2(t)$ engendre une réponse $s_2(t)$. Le système est considéré comme

Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques

linéaire si l'excitation $[a e_1(t) + b e_2(t)]$ produit la réponse $[a s_1(t) + b s_2(t)]$.

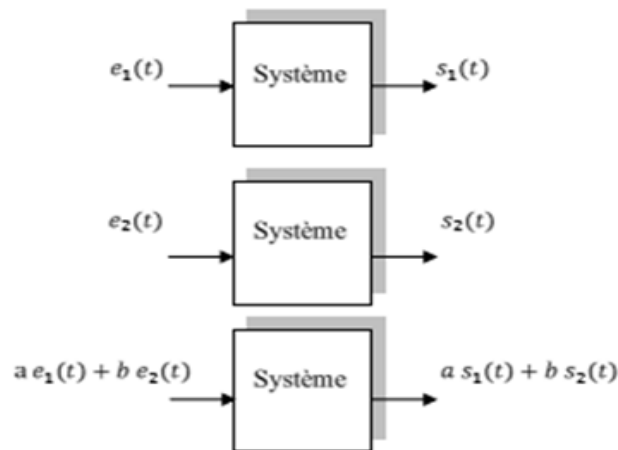


Figure 2.2. Principe de superposition

Par contre, un système qui ne satisfait pas à ce principe est désigné comme étant un système non linéaire. Lorsque le système est non linéaire, une faible variation de l'entrée peut produire une forte variation de la sortie tandis qu'une forte excitation à l'entrée engendre une faible variation de cette dernière [3].

2.3.2 Système déterministe et système stochastique

Un système peut être aussi classifié comme déterministe ou

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

stochastique. Le système est dit déterministe si son état actuel (à l'instant t_n) est déterminé à partir de son état précédent (à l'instant t_{n-1}). Autrement dit, dans le cas d'un système déterministe, lorsqu'on sait les valeurs des variables d'état ainsi les interactions entre ces variables à l'instant t_n , on peut déterminer l'état du système à l'instant t_{n+1} . Ceci implique que lorsqu'on connaît l'état initial (à l'instant t_0), on peut déterminer l'état du système à tout instant t .

Contrairement au système déterministe, un système stochastique (aléatoire) est un système dont son état suivant ne peut pas être déterminé à partir des états précédents.

2.4 Espace des phases

2.4.1 Définition

L'espace des phases est un espace mathématique. L'état du système est représenté par un point unique dans cet espace. Autrement dit, l'état du système à l'instant t est représenté par un vecteur qui contient les valeurs des variables d'état à cet instant. Si D variables d'état sont utilisées pour décrire le système alors ce dernier est représenté dans un espace euclidien \mathbb{R}^D . Puisque l'état du système évolue au cours du temps, les états possibles d'un système seront représentés par un ensemble des points dans cet espace.

Dans l'exemple cité dans le paragraphe précédent, nous avons dit que le système masse ressort peut être représenté par deux variables d'état : la position de la masse et sa vitesse. Notre espace des phases serait donc un espace euclidien \mathbb{R}^2 (figure 2.3-b). Le premier axe de cet espace représente les variations de la position de la masse tandis que le deuxième axe représente

l'évolution de sa vitesse.

Un autre exemple d'un système dynamique est le circuit de Chua (Fig 2.4). On note par V_1, V_2 et I la tension aux bornes de la capacité C_1 , la tension aux bornes de la capacité C_2 et le courant traversant l'inductance L , respectivement.

En utilisant la loi des nœuds, on obtient trois équations différentielles décrivant ce circuit (Eq 2.7) :

$$\begin{cases} C_1 \frac{dV_1}{dt} = \frac{(V_1 - V_2)}{R} - f(V_1) \\ C_2 \frac{dV_2}{dt} = \frac{-(V_1 - V_2)}{R} + I \\ L \frac{dI}{dt} = -rI - V_2 \end{cases} \quad (2.7)$$

$f(V_1)$ est une fonction qui représente le courant circulant dans la partie du circuit située à droite de la capacité C_1 .

Selon [5] et [6], le modèle du circuit de Chua peut être simplifié en écrivant l'équation 2.7 sous la forme suivante (Equ. 2.8) :

$$\begin{cases} \dot{x} = \alpha(y - x) - \alpha f(x) \\ \dot{y} = (x - y + z) \\ \dot{z} = -(\beta y + \gamma z) \end{cases} \quad (2.8)$$

Avec

$$\begin{cases} \dot{x} = \frac{dV_1}{dt} \\ \dot{y} = \frac{dV_2}{dt} \\ \dot{z} = \frac{dI}{dt} \end{cases} \quad (2.9)$$

La fonction ¹ $f(x)$ peut s'écrire sous la forme [6] (Equ. 2.10):

$$f(x) = m_1 x + \frac{1}{2}(m_0 - m_1)(|x + 1| - |x - 1|) + \frac{1}{2}(s - m_0)(|x + \delta_0| - |x - \delta_0|) \quad (2.10)$$

Cette fonction caractérise la partie non linéaire du circuit de Chua (diode de Chua). α , β , γ , m_0 et m_1 représentent les paramètres du circuit classique de Chua [4] tandis que δ_0 et s sont deux paramètres utilisés par Leonov et al. [7] afin d'assurer

¹ En effet la fonction $f(x) = m_1 x + \frac{1}{2}(m_0 - m_1)(|x + 1| - |x - 1|)$. Le terme $\frac{1}{2}(s - m_0)(|x + \delta_0| - |x - \delta_0|)$ a été ajouté par Leonov et al [7] afin d'assurer la stabilité de l'équilibre du système au tour du zéro.

la stabilité de l'équilibre du système au tour du zéro.

La figure 2.5 montre l'espace de phases de l'oscillateur de Chua en prenant comme condition initiale $V_1(0) = 0.1$, $V_2(0) = 0.15$ et $I(0) = 0.05$ en faisant varier à chaque fois les paramètres du circuit α , β , γ .

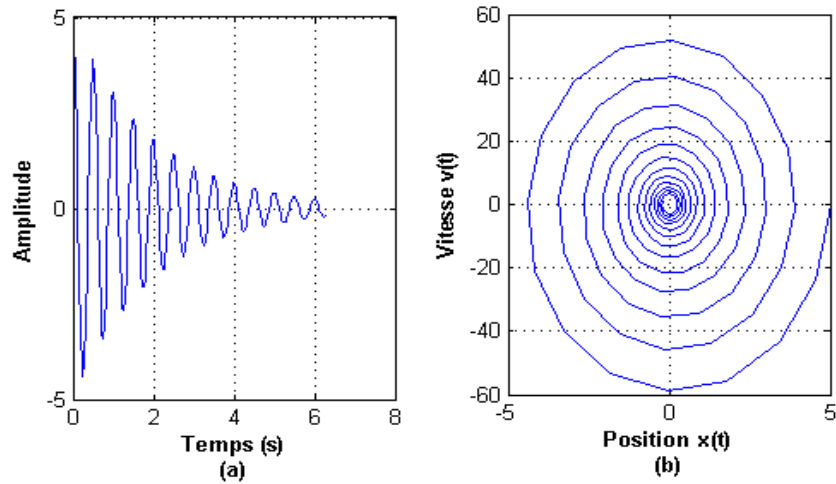


Figure 2.3 représentation du système masse ressort : (a) La position en fonction du temps, (b) L'espace de phase du système masse ressort

2.4.2 Attracteur

Dans le cas du système masse ressort, lorsque la masse est écartée de sa position d'équilibre à une distance initiale x_0 , elle oscille autour de son point d'équilibre. Après un certain temps, la masse s'arrête à cause de la force du frottement. La figure 2.6 représente l'espace des phases du système masse ressort pour

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

quatre conditions initiales différentes. On constate que quelle que soit la condition initiale, la trajectoire dans chacun des quatre cas évolue toujours vers le point(0,0) . Ce point est appelé

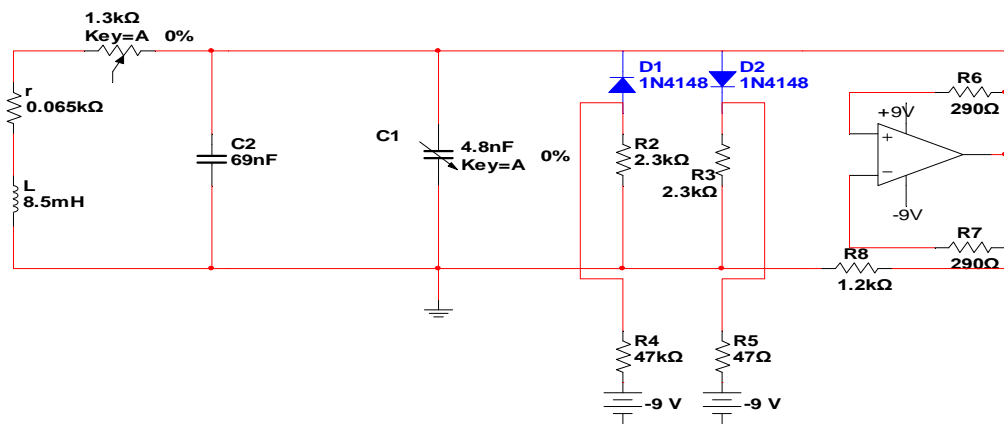


Figure 2.4 Circuit de Chua [4]

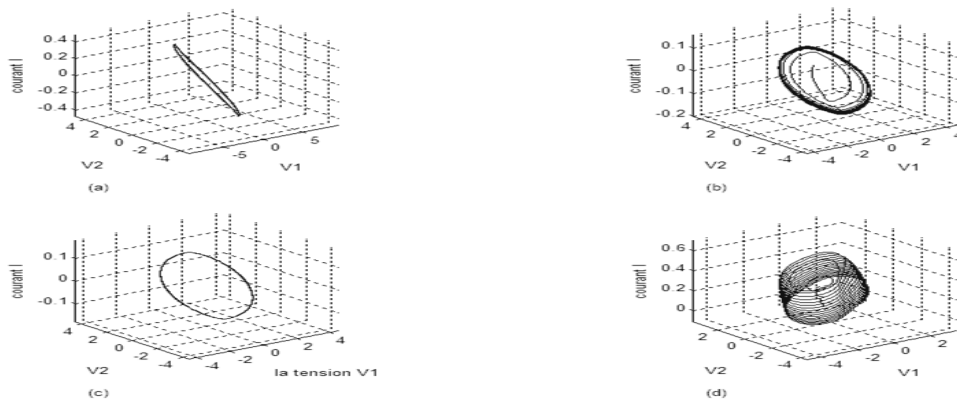


Figure 2.5 espace de phases de l'oscillateur de Chua : (a) $\alpha = -1.420$, $\beta = -0.0536$, $\gamma = -0.0397$, (b) $\alpha = -1.420$, $\beta = -0.0236$, $\gamma = -0.0397$, (c) $\alpha = -1.420$, $\beta = -0.0236$, $\gamma = -0.0297$, (d) $\alpha = -1.398$, $\beta = -0.0136$, $\gamma = -0.0297$

attracteur. L'appellation attracteur 1 est liée à l'effet que toutes les trajectoires sont attirées vers ce point après un certain temps. Dans cet exemple, l'attracteur est constitué d'un seul point qui est souvent appelé point fixe. En réalité, l'attracteur peut être un cycle limite, un tore ou bien une structure plus complexe. La structure de l'attracteur change en fonction du système dynamique étudié.

En effet, un attracteur est un ensemble ou un sous espace de l'espace des phases dont toutes les trajectoires convergent à long terme. L'attracteur est donc un ensemble d'états vers lequel le système tend après un certain temps.

2.4.3 Comportement chaotique

Dans l'utilisation familière, le terme chaos signifie le désordre. Mathématiquement, le terme chaos est utilisé pour décrire un comportement irrégulier régi par des règles déterministes et qui apparaît comme un comportement stochastique [8]. Conventionnellement, le terme chaos est utilisé pour décrire l'impossibilité de prévoir le comportement d'un système déterministe à cause de la sensibilité de ce système aux conditions initiales. Autrement dit, un comportement chaotique est une caractéristique des systèmes déterministes sensibles aux très petits changements dans leurs états initiaux. Cette propriété a été initialement décrite par Poincaré Henri dans son ouvrage intitulé « Science et méthode » [9] :

¹ Le mot attracteur est la traduction du mot anglais « attractor » qui vient du verbe '' attract'' (attirer)

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

«..., il peut arriver que de petites différences dans les conditions initiales engendrent de très grandes dans les phénomènes finaux ; une petite erreur sur les premières produirait une erreur énorme sur les derniers. La prédiction devient impossible et nous avons le phénomène fortuit »

La figure 2.7 montre l'évolution de la population pour deux conditions initiales très proches¹ ($x_0 = 0.8$ et $x_0 = 0.79$).

Malgré que les deux conditions initiales soient très proches, le système avait subi des évolutions complètement différentes. L'évolution du système devient alors imprévisible car une petite erreur sur les conditions initiales engendre un comportement complètement différent.

La petite incertitude sur les conditions initiales croit exponentiellement avec le temps ce qui rend l'état du système imprévisible après une courte durée. La sensibilité aux conditions initiales se traduit par l'effet que, dans l'espace des phases, deux trajectoires qui se trouvent voisines à l'instant t , se divergent l'une de l'autre après un certain temps Δt et cette divergence augmente exponentiellement au cours du temps (Fig 2.8).

En 1961, Le météorologiste américain Edward Lorenz a mis en évidence cette notion de la sensibilité aux conditions initiales. Lorenz a essayé de simuler l'évolution du temps en utilisant trois facteurs non linéaire : la température, la pression de l'atmosphère et la vitesse du vent. Il s'est aperçu qu'un changement infiniment petit dans les conditions météorologiques initiales rende impossible de pronostiquer le

¹ La valeur du paramètre β est égale à 4 ($\beta = 4$)

temps dans les jours suivants.

Une turbulence engendrée dans l'atmosphère par les battements d'ailes d'un papillon peut considérablement modifier le temps qu'il ferait les jours suivants [10].

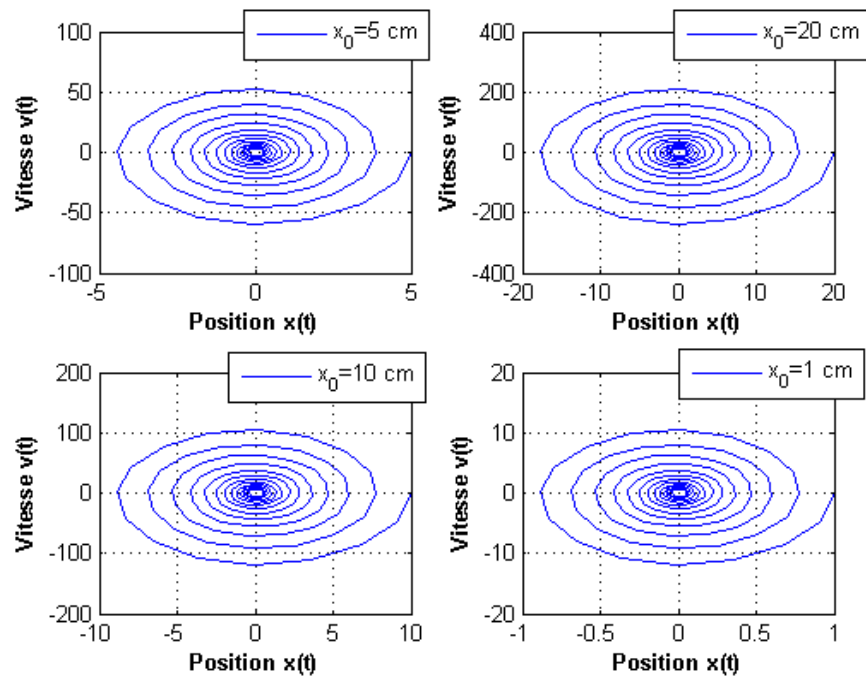


Figure 2.6 espace de phase d'un système masse ressort pour plusieurs conditions initiales.

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

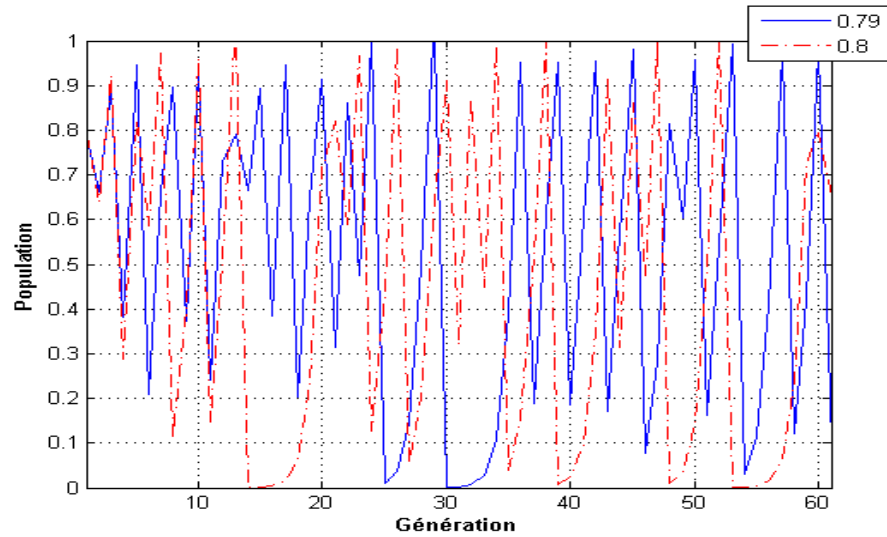


Figure 2.7 L'évolution de la population pour deux conditions initiales très proches ($x_0 = 0.8$ et $x_0 = 0.79$).

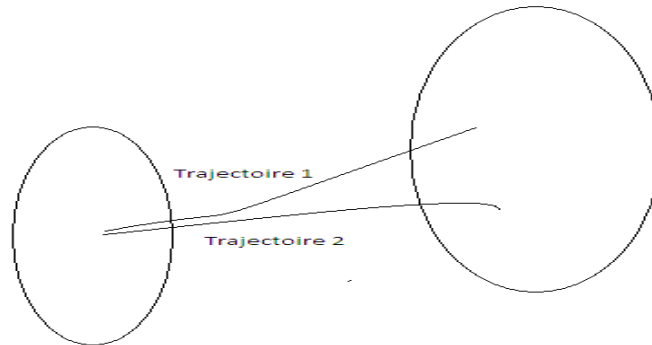


Figure 2.8 la sensibilité aux conditions initiales

Après les travaux de Lorenz, la théorie de chaos a connu un

*Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue
d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques*

véritable essor scientifique dû à l'effet qu'elle a permis d'expliquer certains comportements de systèmes chimiques, biologiques et même économique.

En résumé, une dynamique chaotique reflète un comportement imprévisible d'un système non linéaire gouverné entièrement par des équations déterministes. L'imprévision du comportement est liée à l'effet que la dynamique du système est fortement sensible aux conditions initiales.

Un système chaotique n'est pas seulement sensible aux conditions initiales mais il est aussi sensible aux valeurs de ses paramètres. Ceci veut dire qu'une infime variation de la valeur d'un ou des plusieurs paramètres, produit un changement considérable du comportement du système.

Une telle sensibilité se voit clairement en faisant changer la valeur du paramètre ω dans l'oscillateur de Van der Pol [11]. Cet oscillateur est décrit par les équations suivantes (Eq. 2.11)

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = y \\ \frac{dy}{dt} = \mu [(1 + x^2)y] + F \cos(\omega t) \\ \frac{d\theta}{dt} = \omega \end{cases} \quad (2.11)$$

La figure 2.9 montre l'espace des phases de cet oscillateur pour deux séries de paramètres qui se différent seulement par la

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

valeur du paramètre ω .

La figure 2.9 montre clairement qu'une faible variation de la valeur ω a donné deux trajectoires carrément différentes.

Dans la figure 2.9-b, la trajectoire aboutira inexorablement sur une surface dont la dimension n'est pas entière. Par conséquent, l'attracteur prend une forme complexe et étrangère. Ce type d'attracteur est appelé « attracteur étrange ».

En effet, ce terme a été originellement introduit par David Ruelle et Floris Takens [12] en 1971 bien que le premier attracteur étrange a été découvert par Lorenz en 1963[10]. Le terme étrange a été introduit pour désigner la dimension non entière de l'attracteur. Autrement dit, un attracteur étrange est un type particulier des attracteurs chaotiques et qui possède certaines propriétés dont la dimension non entière fait parti. Une autre propriété d'un attracteur étrange est la non périodicité des trajectoires situées dans ce type d'attracteur. Géométriquement, cette propriété se traduit par l'effet qu'aucune intersection de la trajectoire n'aura lieu. Ceci est du à l'effet qu'un même état n'est jamais répété deux fois. La troisième propriété d'un attracteur étrange est lié à sa nature chaotique. Pour ce type d'attracteur, deux trajectoires infiniment proches à un instant donné se divergent l'une de l'autre exponentiellement au cours du temps. Cette divergence traduit la sensibilité aux conditions initiales que nous avons discutée auparavant. Il se voit aussi clairement que la trajectoire d'un attracteur étrange est complexe et elle semble due à l'intervention du hasard malgré que le système soit régi par des lois parfaitement déterministes.

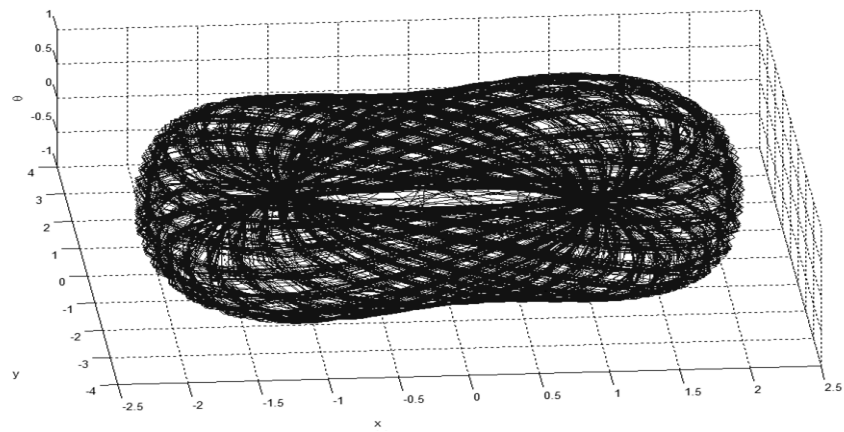
2.5 Reconstruction de l'espace des phases

La reconstruction de l'espace des phases est un des outils clés pour l'analyse des systèmes dynamiques. Cette reconstruction nécessite l'utilisation d'un certain nombre des variables d'état. Malheureusement, la détermination de plusieurs variables d'état n'est pas toujours possible. En plus, la dynamique des processus physiologiques ; telle que la température du corps humain, l'activité électrique du cœur et l'activité musculaire ; est souvent décrit par une série temporelle unidimensionnelle. Ceci veut dire que, dans le domaine de la biologie et de la médecine, on manipule souvent une séquence des valeurs discrètes. La description mathématique de la dynamique des systèmes physiologique n'est pas évidente. Heureusement, ce problème peut être surmonté par un simple théorème mathématique qui porte le nom de théorème du plongement différé¹. Ce théorème a été introduit par Takens [13].

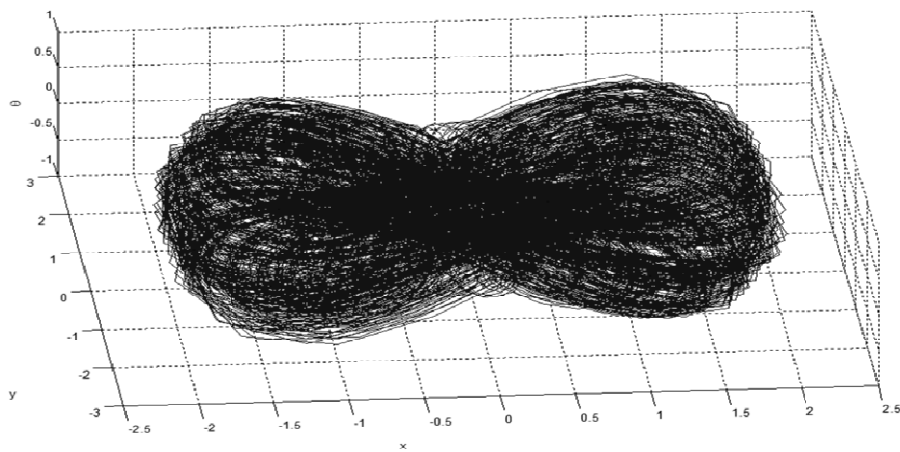
Takens a montré que la reconstruction de l'espace des phases est possible en utilisant une seule variable d'état. Son théorème mathématique, assez simple et assez efficace, se repose sur la transformation d'une séquence de n valeurs à un espace Euclidien de dimension $2n + 1$. Ceci est possible en introduisant un retard τ dans la série temporelle. Le théorème du plongement différé s'appuie donc sur l'effet qu' à partir d'une série temporelle de n valeurs, il est possible de créer un nombre fini de vecteurs d'état à m coordonnées construits à partir des valeurs retardées d'un délai τ .

¹ Traduit de l'anglais « delay embedding theorem ». Une autre traduction de ce terme qu'on peut la rencontrer est « le théorème des coordonnées décalées ».

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques



(a)



(b)

Figure 2.9 Espace des phases de l'oscillateur de Van Der Pol
(a) $\mu = 0.2, f = 1, \omega = 0.90$, (b) $\mu = 0.2, f = 1, \omega = 0.94$

Considérons la série temporelle de n valeurs suivantes : $x(1), x(2), \dots, x(n)$. A partir de cette série, les coordonnées retardées suivantes peuvent être générées :

$$\begin{bmatrix} x(1) & x(1 + \tau) & \dots & \dots & x(1 + (m - 1)\tau) \\ x(2) & x(2 + \tau) & \dots & \dots & x(2 + (m - 1)\tau) \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ x(m) & x(m + \tau) & \dots & \dots & x(n) \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Les deux constantes τ et m sont appelés respectivement le délai et la dimension de plongement.

Les m vecteurs générés seront utilisés pour reconstruire l'espace des phases (l'attracteur). L'attracteur reconstruit préserve les mêmes propriétés topologiques de l'attracteur original¹.

Dans le cas d'un système masse ressort, la reconstruction de l'attracteur peut être faite en utilisant seulement la position de la masse. Pour cela, on peut construire les coordonnées différées en

¹ La reconstruction de l'espace des phases ne garantit pas la conservation des géométries des structures de l'espace de phase. A titre d'exemple un cercle peut devenir une ellipse dans l'espace reconstruit.

choisissant un $\tau = 4$.

La figure 2.10-a montre la reconstruction de l'espace des phases du système masse ressort en utilisant comme variables d'état la position de la masse et sa vitesse. Dans la figure 2.10-b, la même reconstruction est faite en utilisant le théorème de Takens. On constate nettement que l'attracteur original et l'attracteur reconstruit sont topologiquement identiques et la contribution de Takens se voit clairement. Dans le domaine de la biologie et de la médecine, cette contribution a permis de construire l'attracteur de certains processus physiologiques tel que l'activité cardiaque [14]. En utilisant le théorème du plongement différé, il est possible maintenant de percevoir ; à partir du signal ECG ; un espace des phases dont son analyse permet de quantifier la dynamique du cœur et d'extraire certains paramètres cliniquement utiles. La figure 2.11 montre deux espaces des phases dont le premier est reconstruit à partir d'un ECG normal (Fig 2.11-a) et le deuxième est obtenu en utilisant un signal ECG contenant des battements anormaux (fig 2.11-b). D'après cette figure, l'espace de phase du cas normal et du cas pathologique se différencient. Cette caractéristique a motivé les chercheurs à utiliser l'espace des phases afin de détecter les différents cas pathologiques présents dans un signal ECG et par conséquent de les classer [15]. Cette propriété a été aussi exploitée par Hsiao et al [16] pour discriminer des battements normaux des battements représentant une contraction prématurée ventriculaire (CPV). Cette classification se repose sur l'effet que l'espace des phases d'un QRS normal et celui du QRS d'une CPV sont différents. Une classification qui s'appuie sur la reconstruction de l'espace des phases performe mieux que celle utilisant uniquement la variabilité du rythme cardiaque [17]. En réalité, les méthodes classiques, de l'analyse du signal ECG, se reposent sur des descripteurs extraits du domaine temporel, fréquentiel ou spectro-temporel. Ces descripteurs fournissent

Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques

des informations précieuses mais incomplètes. Ces techniques ignorent la nature non linéaire des signaux physiologiques [18]. Dû à cette nature, les méthodes non linéaires expriment mieux la dynamique de ces signaux. Mais, le plus que ces méthodes peuvent ramener à l'analyse des processus biologiques, est fortement lié à une reconstruction correcte de l'espace des phases. Cette dernière est fortement liée au choix de la dimension de plongement m et du délai τ . Évidemment, un choix adéquat de ces deux paramètres doit se faire.

Plusieurs méthodes ont été développées dans le but de choisir la valeur optimale de ces deux paramètres. Certaines de ces méthodes considèrent que le choix d'un de ces deux paramètres se fait indépendamment l'un de l'autre, telle que les méthodes basées sur l'autocorrélation [19], l'information mutuelle [20-21] et le plus proche faux voisin[22]. A l'opposé de ces méthodes, d'autres méthodes considèrent que ces deux paramètres sont corrélés [23-24].

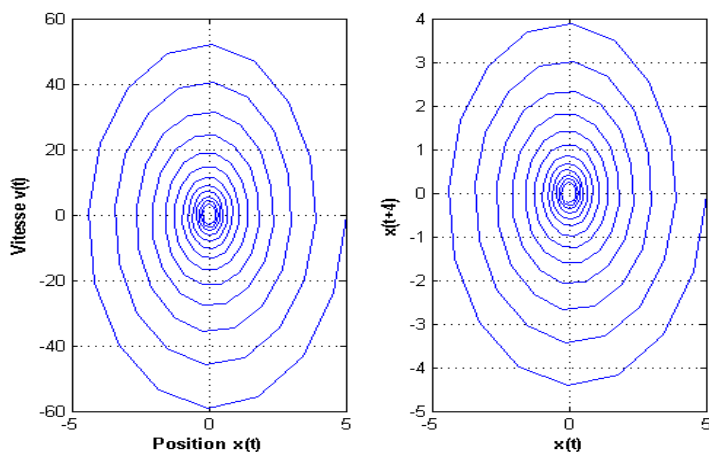


Figure 2.10 Reconstruction de l'espace des phases : (a) Avec les variables d'état, (b) Avec le théorème du plongement différé

2.5.1 Estimation du délai τ

Dans le théorème de plongement différé; développé par Takens; aucune contrainte n'a été imposée sur le choix du délai τ . Autrement dit, le choix du paramètre τ est arbitraire. Mais en réalité, les différentes valeurs de ce paramètre mènent à des trajectoires différentes.

Pour les petites valeurs du paramètre τ , on aura pas un gain, en terme d'information, entre les différentes coordonnées différées. Ceci signifie que; pour les petites valeurs de τ ; les valeurs de $x(i)$ et $x(i + \tau)$ sont très proches et ces deux coordonnées expriment le même état du système. En d'autre terme, il y a une redondance d'information puisque les coordonnées différées sont fortement corrélées.

Par contre pour les grandes valeurs du paramètre τ , les coordonnées sont fortement décorréelées et la trajectoire ne traduit pas parfaitement la dynamique du système. Ceci est dû à la sensibilité aux conditions initiales que nous avons déjà discutée. Pour des grandes valeurs de τ , le signal est décorréle de lui-même.

Le choix de la valeur du délai τ doit assurer que les coordonnées $x(1), x(1 + \tau), \dots, x(1 + (m - 1)\tau)$ portent de nouvelles informations et que ces coordonnées ne soient pas entièrement décorréelées.

Afin d'estimer la valeur optimale de τ , plusieurs méthodes ont été développées.

La plus simple des méthodes dédiées pour l'estimation du retard τ consiste à utiliser la fonction d'autocorrélation de la série temporelle [25]. En effet, cette fonction mesure la ressemblance entre la série temporelle $x(t)$ et sa version décalée $x(t + k)$. La fonction d'autocorrélation du signal $x(t)$ peut s'écrire donc (Eq. 2.13) :

$$g(k) = \frac{\sum_t^{t-k} x(t+k)}{\sum_t^N x(t)^2} \quad (2.13)$$

Si la série temporelle $x(t)$ et sa version décalée $x(t + k)$ sont parfaitement corrélées, $g(k)$ vaut 1. Lorsque $x(t)$ reflète la dynamique d'un système aléatoire ou chaotique, $g(k)$ tends vers zéro quand le temps t augmente.

En utilisant cette technique, le retard est pris comme le premier passage par zéro de la fonction d'autocorrélation du signal $x(t)$. Dans certains autres travaux, le retard τ est pris comme étant l'abscisse du premier passage de la fonction d'autocorrélation par sa valeur $1/e$ [26].

Malheureusement, la fonction d'autocorrélation ne considère que les relations linéaires entre la série temporelle $x(t)$ et sa version décalée $x(t + k)$. Ceci la rend inadéquate dans la détermination du retard τ pour les séries temporelles non linéaires. D'autres méthodes, telle que l'information mutuelle, ont été développées [27].

La technique de l'information mutuelle est basée essentiellement sur la théorie de l'information de Shannon [28]. L'information mutuelle moyenne entre la série $x(t)$ et sa version décalée $x(t + k)$ peut être donnée par la formule 2.14 :

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

$$I(k) = \sum_{x(t), x(t+k)} P(x(t), x(t+k)) \log_2 \left(\frac{P(x(t), x(t+k))}{P(x(t))P(x(t+k))} \right) \quad (2.14)$$

$P(x(t))$, $P(x(t+k))$ et $P(x(t), x(t+k))$ représentent les probabilités marginales et la probabilité conjointe, respectivement.

En effet, l'information mutuelle est une technique statistique qui essaye de répondre à la question suivante : qu'elle est la quantité d'information de la distribution de $x(t+k)$ que la distribution de $x(t)$ peut nous l'indiquer ?

Pour un système chaotique, l'information mutuelle moyenne décroît rapidement. Ceci traduit l'indépendance entre $x(t)$ et $x(t+k)$. En effet, à cause de la sensibilité aux conditions initiales, la prédiction de $x(t+k)$ à partir de $x(t)$ devient faible.

Le retard peut être alors estimé comme étant le premier minimum de $I(k)$. Autrement dit, la fonction de l'information mutuelle serait calculée pour les différentes valeurs de K jusqu'à atteindre son premier minimum.

C'est cette technique qui est adopté dans ce qui va suivre pour déterminer le temps de retard τ .

2.5.2 Estimation de la dimension m

Cette technique repose sur un principe géométrique. En effet, deux points $x(i)$ et $x(j)$ sont considérés comme étant des vrais voisins, s'ils sont proches dans l'espace des phases de la dimension M , et ils restent encore proches dans l'espace des

phases de la dimension $M + 1$. Par contre, si ces deux points qui sont proches dans l'espace des phases de la dimension M , s'éloignent l'un de l'autre dans l'espace des phases de la dimension $M + 1$, ils sont considérés comme des faux voisins .

D_M et D_{M+1} sont les distances euclidiennes entre les deux points $x(i)$ et $x(j)$ dans les deux espaces de phases des dimensions M et $M + 1$, respectivement.

On considère les deux points comme des faux voisins si la relation donnée par l'expression 2.15 est vérifiée :

$$\frac{D_{M+1}}{D_M} > R_s \quad (2.15)$$

R_s représente un seuil qu'on peut déterminer à partir de la distribution spatiale de la série temporelle décalée : $x(t), x(t + \tau), x(t + 2\tau), \dots$ etc.

En effet, la formule 2.15 implique que si la distance euclidienne entre les deux points $x(i)$ et $x(j)$ dans l'espace de dimension $M + 1$ augmente plus que R_s fois (ou plus) , que celle entre ces deux même points dans l'espace de dimension M , alors les deux points sont pris comme des faux voisins. En réalité, lorsque la dimension M n'est pas la vraie dimension de l'attracteur, les deux points sont proches à cause de leurs mauvaise projections sur cet espace. Un passage à un espace de dimension plus élevée ($M + 1$) engendre un éloignement de ces deux points. La dimension optimale m correspond à une décroissance radicale du nombre de faux voisins. Autrement dit, les vrais voisins dans l'espace M restent comme des vrais voisins dans l'espace $M + 1$.

2.6 La dimension de corrélation

La dimension de corrélation D_2 est un paramètre qui mesure la complexité d'un système. Le terme complexité désigne l'irrégularité du système. Autrement dit, plus le comportement du système est irrégulier plus le système est complexe.

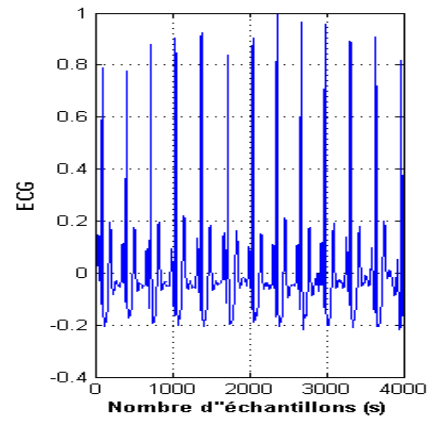
En effet, la dimension de corrélation estime le nombre de variables indépendantes nécessaires pour décrire le comportement d'un système. Pour les systèmes linéaires périodiques et les attracteurs quasi-périodiques, la dimension de corrélation est une valeur entière. Par contre, un système chaotique possède une dimension de corrélation non-entière.

L'estimation de la dimension de corrélation nécessite le calcul de l'intégrale de corrélation. Cette intégrale estime la probabilité que les deux points x_i et x_j , de l'espace des phases, soient des voisins. En effet, l'intégrale de corrélation mesure la probabilité que les deux points x_i et x_j sont proches l'un de l'autre à une distance inférieure ou égale à une distance seuil r . Cette intégrale est définie par la formule 2.16 :

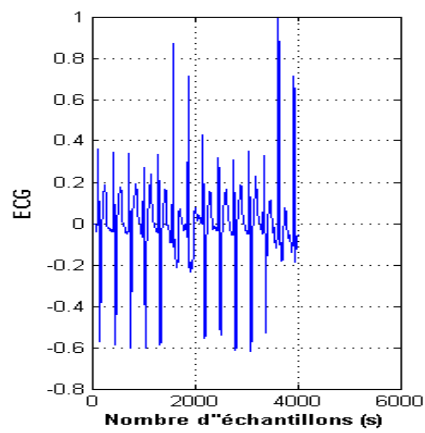
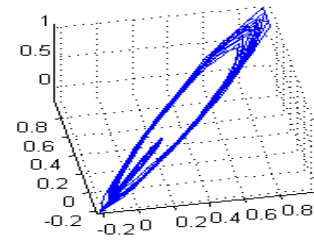
$$C(r, N) = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \neq j} \Theta(r - |x_i - x_j|) \quad (2.16)$$

N exprime la longueur de la série temporelle tandis que Θ représente la fonction Heaviside et qui peut être exprimée par la formule 2.17.

Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques



(a)



(b)

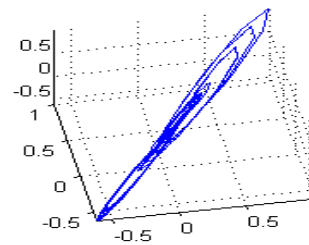


Figure 2.11 espace des phases pour : (a) un signal ECG normal et (b) un signal ECG contenant des battements anormaux.

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

$$\Theta(r - |x_i - x_j|) = \begin{cases} 1 & \text{Si } |x_i - x_j| < r \\ 0 & \text{Si } |x_i - x_j| > r \end{cases} \quad (2.17)$$

En réalité, l'intégrale de corrélation mesure le rapport entre le nombre des paires (x_i, x_j) séparés avec des distances inférieures à r et le nombre total des points constituant l'attracteur. Calculer l'intégrale de corrélation revient à compter ; dans l'espace des phases ; le nombre des voisins d'un point quelconque distants au moins de r .

Grassberger P and Procaccia [29] ont démontré que pour des petites valeurs de r , l'intégrale de corrélation est exponentiellement liée à r (Eq. 2.18)

$$C(r, N) \sim r^{D_2} \quad (2.18)$$

En introduisant le logarithme dans l'équation 2.18, la dimension de corrélation peut s'écrire :

$$D_2 = \frac{\log C(r, N)}{\log(r)} \quad (2.19)$$

L'équation 2.19 indique que la dimension de corrélation n'est autre que la pente de la droite donnant $\log C(r, N)$ en fonction

de $\log(r)$. Pour estimer la dimension de corrélation, il suffit donc de tracer $\log C(r, N)$ en fonction de $\log(r)$ et de chercher la pente de la partie linéaire du graphe .

2.7 Les entropies

2.7.1 L'entropie approximative

Le concept de l'entropie a été originellement utilisé dans le domaine de la thermodynamique dans le but de quantifier le désordre dans un système donné.

Ce concept a été adopté par Shannon [28] pour analyser les séries temporelles. L'entropie quantifie la perte de l'information contenue dans l'état initiale du système. Ceci implique qu'autant la série temporelle contient des valeurs redondantes autant que la perte sera faible et par conséquent l'entropie a une valeur faible. A l'opposé, la valeur de l'entropie sera élevée lorsque la série temporelle contient des informations non redondantes. Par conséquent, le concept de l'entropie est fortement lié à la régularité et la prédictibilité d'une série temporelle. Pour un signal périodique, il est facile de prévoir les états futurs d'un système à partir de la connaissance de ces états précédents. Dans ce cas, l'entropie est nulle. Par contre, pour un signal aléatoire il est difficile ou impossible de deviner l'état futur allant de la connaissance des états précédents , et par conséquent l'entropie atteint une valeur infinie. Malheureusement, une mesure correcte et précise de l'entropie peut se faire seulement si on dispose d'une série temporelle assez longue. Plus précisément, une mesure correcte de l'entropie des signaux physiologiques est presque impossible car la plus part de ces signaux sont construits à partir d'une faible quantité des données

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

expérimentales. Afin de surmonter cette limitation, Pincus [30] a introduit un nouveau concept mathématique : l'entropie approximative.

En fait, l'entropie approximative quantifie le degré de régularité et de complexité d'une série temporelle. Pour une temporelle régulière, l'entropie approximative à une valeur faible tandis que pour un système complexe elle prend une valeur plus élevée. Cette technique semble très utile pour décrire la complexité des signaux physiologiques. Son importance peut se résumer en trois points fondamentaux [31] :

Elle peut être mesurée pour des courtes séries temporelles. Cet avantage permet de manipuler les signaux physiologiques sachant qu'il est difficile d'avoir des enregistrements longs de ces derniers.

Elle est robuste à la présence des bruits. En effet, un bon choix de la distance r et suffisant pour éliminer l'effet des bruits.

Elle peut être estimée à partir des signaux déterministes et aléatoires.

L'entropie approximative de la série temporelle $x = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_N\}$ se calcule en suivant la procédure suivante :

On forme m vecteurs $X(1), X(2), \dots, X(N - m + 1)$ définis par :

$$X(i) = [x(i), x(i + 1), \dots, x(i + m - 1)] \text{ avec } i = 1, N - m + 1.$$

On mesure la distance entre les deux séquences $X(i)$ et $X(j)$ donnée par : $d[X(i), X(j)] = \max_{k=0, m-1} [|x(i + k) - x(j + k)|]$

*Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue
d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques*

Pour chaque séquence $X(i)$, on calcule $N^m(i)$, le nombre des séquences $X(j)$ (avec $j = 1 : N - m + 1$) qui vérifie que $d[X(i), X(j)] < r$

On détermine par la suite l'intégrale de corrélation $C_r^m(i) = \frac{N^m(i)}{N-m-1}$. En effet, cette intégrale est définie comme étant le nombre des séquences $X(j)$ similaires ; à une distance r ; à $X(i)$ sur le nombre total des séquences.

on calcule $C_r^m(i)$, pour chaque séquence $X(i)$. Autrement dit, on répète l'étape (4), pour $i=1 : N-m+1$.

On définit : $\phi_r^m = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_r^m(i)$

On incrémente la valeur de m et on répète les étapes (1) à (6). Autrement dit, on calcule $C_r^{m+1}(i)$ et ϕ_r^{m+1}

L'entropie approximative est définie par :

$$\text{ApEn}(m, r, N) = \phi_r^m - \phi_r^{m+1} \quad (2.20)$$

$$\text{ApEn}(m, r, N) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \log C_i^m(r) - \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \log C_i^{m+1}(r) \quad (2.21)$$

Afin de mieux assimiler cette procédure, prenant l'exemple suivant¹ [32]:

¹ Dans cette référence, il y a des erreurs de calcul de l'intégrale de corrélation. Ces erreurs ont été corrigées dans l'exemple cité dans notre thèse.

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

On considère la série des intervalles RR comme une série temporelle. Elle reflète le rythme cardiaque d'un patient et est donnée par :

$$RR = \{85,80,89,85,80,89,85,80,89,85,80,89, \dots, 85,80,89,85,80,89,85,80,89\}$$

On prend fixant $m = 2$ et $r = 3$ [32].

Etape 1 : on construit les vecteurs $X(i)$

$$X(1) = [85,80]$$

$$X(2) = [80,89]$$

$$X(3) = [89,85]$$

$$X(4) = [85,80]$$

$$\vdots$$

$$X(50) = [80,89]$$

Etape 2 fixant $i = 1$ et $j = 1 : 50$ [32]

On mesure les distances $d[X(1), X(j)]$ et on compte les nombre des séquences $X(j)$ qui vérifient $d[X(1), X(j)] < r$:

$$j \equiv 1 \quad d[X(1), X(1)] = \max [|X(1,1) - X(1,1)|, |X(1,2) - X(1,2)|]$$

$$\max [|85 - 85|, |80 - 80|] = 0 < r$$

$$j \equiv 2 \quad d[X(1), X(2)] = \max [|X(1,1) - X(2,1)|, |X(1,2) - X(2,2)|]$$

$$\max [|85 - 80|, |80 - 89|] = 9 > r$$

$$j \equiv 3 \quad d[X(1), X(3)] = \max [|X(1,1) - X(3,1)|, |X(1,2) - X(3,2)|]$$

$$\max [|85 - 89|, |80 - 85|] = 5 > r$$

Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques

$$j=4 \quad d[(X(1), X(4))] = \max [|X(1,1) - X(4,1)|, |X(1,2) - X(4,2)|$$

$$\max [|85 - 85|, |80 - 80|] = 0 < r$$

Jusqu'à présent nous avons trouvé deux séquences qui vérifient que $d[(X(1), X(j))] < r$. ces deux séquences sont $X(1)$ et $X(4)$. On continue à comparer $X(1)$ avec le reste des séquences $X(5), \dots, X(50)$. Le nombre total $N^2(1)$ des séquences $X(j)$ qui vérifient que $d[(X(1), X(j))] < r$ est égal à 17.

Étape 3 : on calcule l'intégrale de corrélation $C_3^2(i=1) = \frac{N^2(1)}{N-m-1} = \frac{17}{50}$

Étape 4 : on reprend les étapes de 1 à 3, pour les autres valeurs de i ; (c - à - d pour $i = 2 : N - m + 1$); afin de calculer $C_3^2(2), C_3^2(3), \dots, C_3^2(50)$

Étape 5 : on calcule $\phi_r^m = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_r^m(i)$

$$\phi_r^m = \frac{1}{50} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln (C_3^2(1) + C_3^2(2) + C_3^2(3), \dots + C_3^2(50))$$

$$\approx -0.0210445495652794$$

Étape 6 : on incrémente la valeur de m . ($m=3$). Autrement dit, on va construire les séquences $X(i)$ suivantes :

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

$$\begin{aligned}
 X(1) &= [85,80,89] \\
 X(2) &= [80,89,85] \\
 X(3) &= [89,85,80] \\
 X(4) &= [85,80,89] \\
 &\vdots \\
 &\vdots \\
 X(49) &= [85,80,89]
 \end{aligned}$$

On répète les étapes (2) à (5) dans le but de calculer ϕ_r^3 . Après calcul, on trouve que $\phi_r^3 \approx -0.0214967719704817$.

Etape 7 : on calcule l'entropie approximative :

$$\text{ApEn}(m, r, N) = \phi_r^2 - \phi_r^3 \approx 0.0004$$

On constate que la valeur de l'entropie approximative est très faible ce qui traduit effectivement la régularité de la série temporelle étudiée. En effet, pour avoir une valeur faible de l'entropie approximative, il faut que ϕ_r^2 et ϕ_r^3 aient des valeurs très proches. Ceci est vrai si la probabilité d'avoir des séquences de m points similaires à une distance r , reste presque la même pour des séquences de $m+1$ points. En réalité cette propriété est vérifiée si la série temporelle est régulière.

Une mesure correcte de l'entropie approximative nécessite un choix adéquat des deux paramètres m et r . Dans l'analyse des signaux physiologiques, le paramètre m est souvent fixé à 2 ($m=2$). Selon Pincus et al. [33], le paramètre r peut prendre une des valeurs de l'intervalle $[0.1\sigma, 0.25\sigma]$ ou σ représente la variance de la série temporelle. En réalité, le paramètre r est souvent fixé à 0.25σ [34]. D'autres auteurs [35] suggèrent de choisir r qui maximise l'entropie approximative. En réalité, le choix de r dépend énormément de l'application.

2.7.2 Entropie échantillonnée¹

L'entropie échantillonnée a été proposée par Richman et Moorman [36] afin de palier l'inconvénient major de l'entropie approximative. Cet inconvénient est lié à l'autosimilarité. Le terme autosimilarité exprime l'effet que la séquence $X(i)$ sera comparée avec les restes des séquences incluant $X(i)$ elle-même. Si on reprend l'exemple précédent, on constate que la première distance mesurée c'était $d[(X(1), X(1))]$. Cette distance est toujours nulle et par conséquent elle est toujours inférieure à la tolérance r (quelque soit la valeur de r). Cette propriété est toujours vraie pour toutes les distances $d[(X(i), X(i))]$. En réalité, ceci permet d'éviter de calculer le logarithme népérien de zéro puisque $C_r^m(i)$ est différent de zéro quelque soit i . En effet, l'autosimilarité mène à une contradiction avec la notion de l'entropie qui mesure la perte de l'information. Lors de la mesure de l'entropie échantillonnée, l'autosimilarité n'est pas prise en considération en évitant de comparer les distances $d[(X(i), X(i))]$.

L'entropie échantillonnée peut être mesurée en suivant la même procédure utilisée pour déterminer l'entropie approximative à l'exception que l'autosimilarité n'intervient pas dans les calculs. Ainsi, on suit les mêmes étapes de (1) à (5) en évitant de calculer les distances $d[(X(i), X(i))]$. Dans l'étape (6), ϕ_r^m est calculé par l'expression suivante :

$$\phi_r^m = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} C_r^m(i) \quad (2.22)$$

¹ Traduction du terme anglais « Sample entropy »

Par la suite, on reprend les mêmes étapes mais en incrémentant le m afin de calculer ϕ_r^{m+1} . L'entropie échantillonnée peut être déterminée par :

$$\text{SampEn}(m, r, N) = \ln(\phi_r^m - \phi_r^{m+1}) \quad (2.23)$$

$$\text{SampEn}(m, r, N) = \ln(\phi_r^m) - \ln(\phi_r^{m+1}) \quad (2.24)$$

2.7.3 L'entropie floue¹

L'entropie échantillonnée a réussi à résoudre le problème de l'autosimilarité imposée par l'entropie approximative. Malheureusement, la consistance des deux types d'entropies reste faible. Le terme consistance exprime que l'entropie approximative et échantillonnée dépendent énormément de certains paramètres notamment la tolérance r . Autrement, le terme consistance exprime l'effet qu'un faible changement dans les paramètres m , N et r peut causer un changement énorme de la valeur de l'entropie ce qui rend les entropies approximative et échantillonnée moins robuste au choix des paramètres et à la présence de bruit. Plus précisément, la faible consistance est due essentiellement à la discontinuité de la fonction Heaviside Θ qui ne peut prendre que les deux valeurs binaires 0 et 1. Cette discontinuité cause un changement brut de la similarité.

Afin de surmonter cet inconvénient, Chen et al. [37] ont proposé de remplacer la fonction Heaviside par une fonction exponentielle (ou gaussienne)(Fig. 2.12). La nouvelle entropie

¹ Traduction du terme anglais « Fuzzy entropy »

Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques

porte le nom de l'entropie floue. Cette appellation vient de la théorie de la logique floue introduite par Zadeh L. [38].

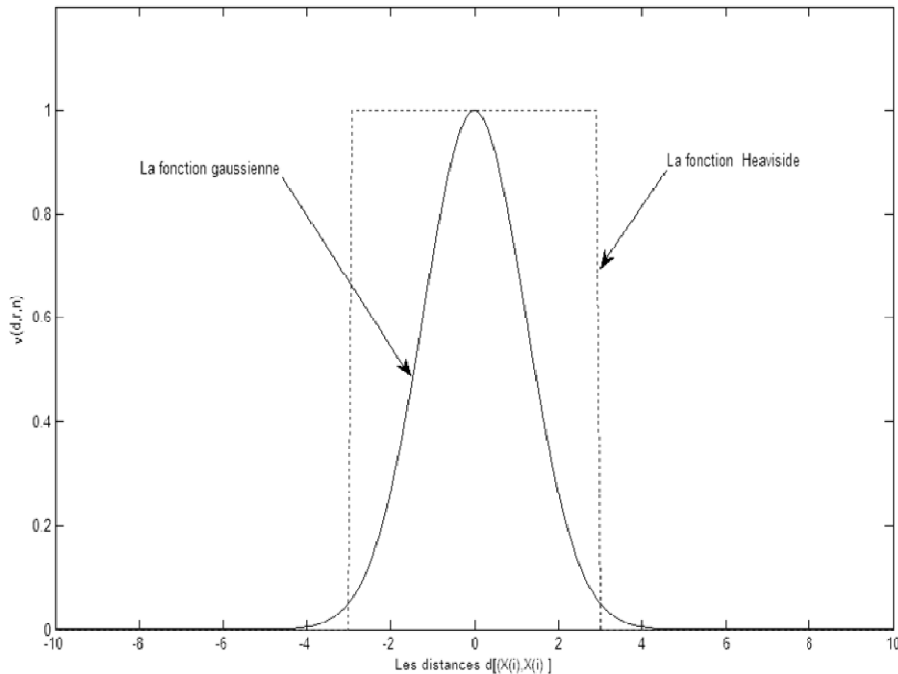


Figure 2.12 la fonction Heaviside

Chen et al. [39] ont remplacé la fonction Heaviside par une fonction exponentielle définie par l'équation 2.25 :

$$\mu(d, r, n) = e^{-(d/r)^n} \quad (2.25)$$

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

Dans [40], la fonction Heaviside a été remplacée par la fonction suivante :

$$\mu(d, r) = \frac{1}{1 + e^{\left[\frac{d-0.5}{r}\right]}} \quad (2.26)$$

En effet, la fonction Heaviside peut être remplacée par n'importe quelle fonction $f(x)$ à condition que cette dernière satisfasse les deux conditions suivantes :

Elle doit être une fonction continue afin d'éviter un changement brut de la similarité.

Elle doit être convexe de tel sort que l'autosimilarité correspond au maximum de cette fonction.

2.7.4 Entropie multi-échelles¹

L'entropie multi-échelles a été proposée par Costa M. et al. [41]. Elle consiste à mesurer l'entropie approximative ou échantillonnée en utilisant plusieurs échelles. En effet, l'entropie approximative, échantillonnée ou floue sont calculées en utilisant une seule échelle. Ceci est en contradiction avec la nature des

¹ Traduction du terme anglais « multiscale entropy ». L'entropie multi-échelles porte le nom de l'entropie calculée dans les différentes échelles. Si par exemple l'entropie calculée est l'entropie approximative l'entropie multi-échelles correspondante est « multiscale approximate entropy ».

*Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue
d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques*

signaux physiologiques. En réalité, ces signaux ont des propriétés spatio-temporelles qui changent d'une échelle à une autre. Ceci permet d'avoir plus de détails sur la dynamique du signal [42].

La décomposition de la série temporelle $x(t) = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ en différentes échelles peut se faire en utilisant l'expression suivante :

$$y_j^\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i \quad (2.27)$$

Avec : $1 < j < \frac{N}{\tau}$

En faisant varier le délai τ , on obtient la décomposition de la série temporelle en différentes échelles. La figure 2.13 illustre la procédure de la décomposition de la série temporelle à l'échelle 2 et 3.

Après que la décomposition de la série temporelle est faite, l'entropie approximative, échantillonnée ou floue serait calculée à chaque échelle. L'ensemble des valeurs obtenues constitue les valeurs de l'entropie multi-échelles. L'entropie à l'échelle 1 ($\tau = 1$) est l'entropie de la série temporelle originale elle-même.

2.8 Les exposants de Lyapunov

Les exposants de Lyapunov mesurent la vitesse de divergence entre deux points qui se trouve initialement très proches l'un de l'autre [31].

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

Ils mesurent la vitesse avec lesquels deux points infiniment proches s'éloignent lorsque le système évolue. En d'autre terme, les exposants de Lyapunov quantifient la sensibilité du système aux conditions initiales. La notion de la sensibilité aux conditions initiales a été discutée dans le paragraphe 2.5. Elle est considérée comme étant une des propriétés du système chaotique. En effet, lorsque le système est chaotique, deux conditions initiales infiniment semblables mènent à des conditions finales très différentes. Par conséquent, deux trajectoires très adjacentes se divergent exponentiellement, ce qui conduit à deux états carrément différents. De faibles perturbations dans les conditions initiales changent dramatiquement la dynamique du système.

Si on désigne par $D(0)$ la distance entre deux trajectoires de l'espace de phase à l'instant $t = 0$, alors cette distance à l'instant t peut être exprimée par :

$$D(t) = D(0). e^{\lambda_t . t} \quad (2.28)$$

En faisant introduire le logarithme naturel aux deux cotés de l'équation 2.29, on peut définir l'exposant de Lyapunov à l'instant t par :

$$\lambda_t = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{t} \log_2 \frac{D(t)}{D(0)} \quad (2.29)$$

D'après l'équation 2.28, si λ_t est positif , la distance $D(t)$ augmente exponentiellement , ce qui exprime que les deux trajectoires ont tendance à rapidement s'éloigner. Donc, l'existence d'un exposant de Lyapunov positif indique que le système est chaotique.

Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques

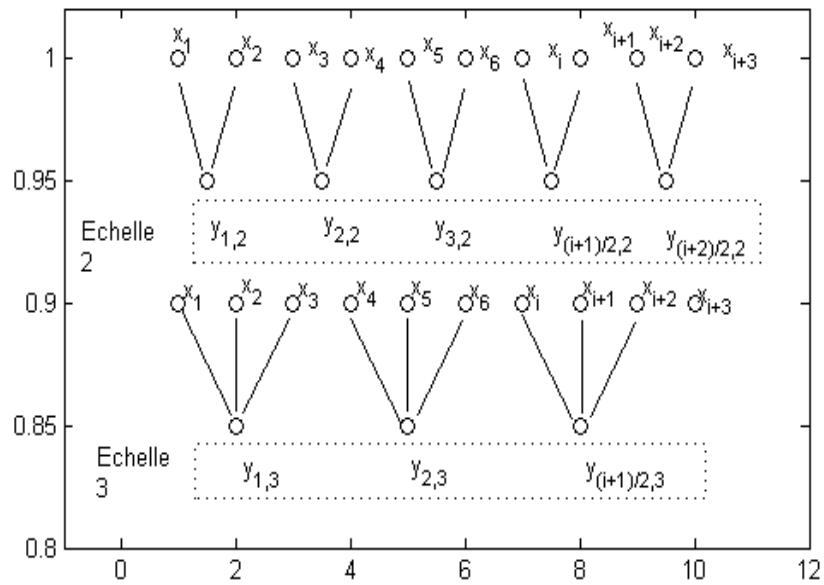


Figure 2.13 décomposition à l'échelle 2 et 3 de la série temporelle $x(t)$ [41]

2.9 Analyse par « detrended fluctuation » (DFA)

Cette technique mesure la corrélation à long et à short terme des séries temporelles. Elle a été développée par Peng et al.[43]. La DFA permet de mesurer l'autosimilarité dans une série temporelle.

La DFA peut être déterminée en utilisant les étapes suivantes :

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

Etape 1 : dans cette étape, on calcule le profil $y(t)$ de la série temporelle $x(t) = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ comme suite :

$$y(k) = \sum_{i=1}^k [x_i - \overline{x(t)}] \quad (2.30)$$

Avec $\overline{x(t)}$ représente la moyenne de la série temporelle $x(t)$.

Etape2 : Le profil $y(t)$ est subdivisé en des segments (fenêtres) non chevauchés de longueur n .

Etape 3 : Le profil local $y_n(k)$ dans chacun des segments est calculé par la suite (en appliquant Equ. 2.30).

Etape 4 : La fonction $f(n)$ est par la suite calculée en utilisant l'équation 3.31 :

$$f(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2} \quad (2.31)$$

La fonction $f(n)$ doit être calculée pour les différentes longueurs des segments n . Finalement, on trace $\log(f(n))$ en fonction de $\log(n)$. A partir de ce tracé, deux exposants peuvent être calculés. Le premier exposant ; noté α_1 ; est déterminé à partir les valeurs de n inférieures à 16. Il traduit les corrélations à court terme dans la série temporelle. Par contre, le deuxième exposant α_2 , exprime les corrélations à long terme dans la série temporelle Ce deuxième exposant est calculé à partir des segments de longueurs supérieures à 16.

Les exposants α_1 et α_2 varient de 0.5 à 1.5. Pour un bruit blanc cette valeur est égale 0.5. Pour un bruit de type Brownien, α vaut 1.5. Les corrélations à long et à court terme correspondent à une

Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques

valeur de α entre 0.5 et 1. Plus cette valeur est proche de 1 plus la corrélation est élevée.

La figure 2.14-a montre un signal traduisant la variabilité du rythme cardiaque. Ce signal a été généré à partir du signal ECG 101 de la base de données des signaux ECG MIT-BIH. La figure 2.14-b illustre sa DFA.

La valeur obtenue de $\alpha_1 = 0.618$ indique qu'il existe une corrélation à court terme dans le signal traduisant la variabilité du rythme cardiaque alors que la valeur de $\alpha_1 = 0.027$ montre l'absence de la corrélation à long terme.

2.10 Conclusion

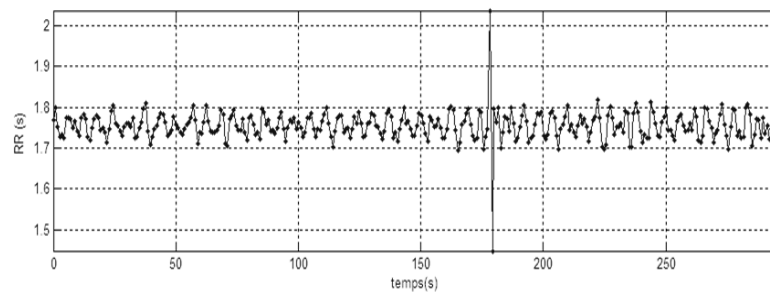
Dans ce deuxième chapitre, certaines notions de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques ont été traitées. Les concepts discutés sont considérés comme des concepts fondamentaux dans l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques. En effet, l'analyse non linéaire des processus physiologique ; tel que le signal ECG ; a permis de mieux comprendre ces processus car elle prend en considération la nature non linéaire des phénomènes biologiques et physiologiques. La robustesse de cette analyse est fortement liée à la bonne reconstruction de l'espace des phases. Afin que cette reconstruction soit correcte, les deux paramètres m et τ doivent être convenablement choisis. Une fois la reconstruction est faite, certains paramètres peuvent être extraits de l'espace des phases. Ces paramètres quantifient la complexité (la dimension de corrélation et les entropies), la sensibilité aux conditions initiales (Les exposants de Lyapunov) et la corrélation à long et à court terme (DFA) des ces signaux physiologiques.

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

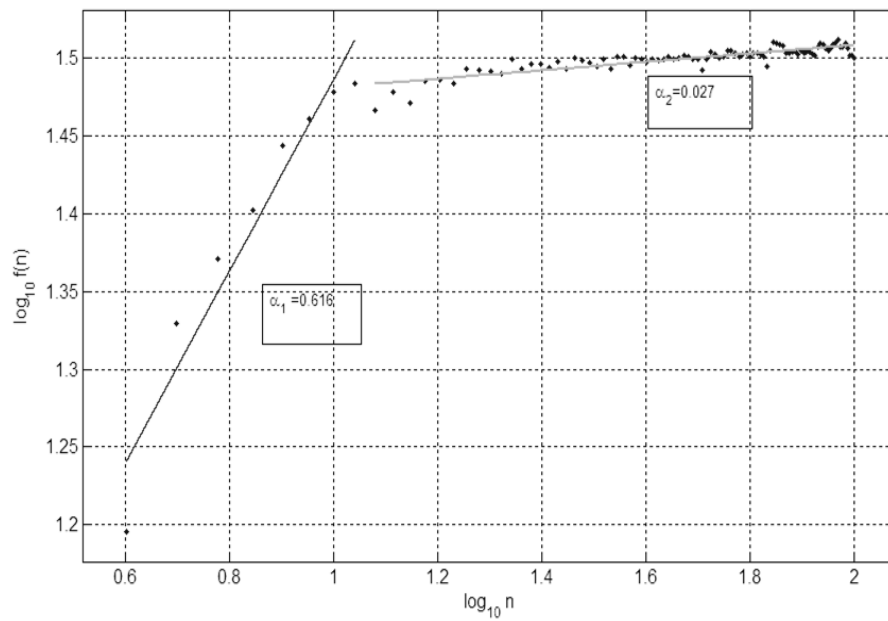
Malheureusement, l'extraction des ces paramètres n'est pas toujours évidente à cause de la présence des bruits. Ces derniers peuvent influencer énormément les valeurs de ces paramètres ce qui va conduire à de fausses interprétations.

Les effets des bruits sur les paramètres non linéaires constituent l'objectif du chapitre qui va suivre.

Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques



(a)



(b)

Figure 2.14 DFA de la variabilité du rythme cardiaque du signal 101
(a) Signal ECG, (b) Analyse par DFA

Références

1. M. Shelhamer, *Nonlinear dynamics in physiology: A state space approach*, World Scientific Publishing, 2007.
2. A. Tsonis, *Chaos: From Theory to Applications*, Plenum Press, New York, 1992.
3. Amine Ali Naït, *Advanced Biosignal Processing*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2009.
4. http://www.cmp.caltech.edu/~mcc/chaos_new/Chua.html
5. Chua, L.O., Wu, C.W., Huang, A., Zhong, G, A Universal Circuit for Studying and Generating Chaos- Part I: Routes to Chaos. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 40(1993).
6. E. Billota and P. Pantano, *A Gallery of Chua attractors*, World scientific, 2008.
7. G.A. Leonov, V.I. Vagaitsev, N.V. Kuznetsov, "Algorithm for Localizing Chua Attractors Based on the Harmonic Linearization Method", *Doklady Mathematics*, 82 (2010) 663–666.
8. A. Dokoumetzidis, A. Iliadis, and Panos Macheras, *Nonlinear Dynamics and Chaos Theory: Concepts and Applications Relevant to Pharmacodynamics*, *Pharmaceutical Research*, 18 (2001) 415-426.
9. Henri Poincaré, *Science et Méthode*, Paris, 1908.
10. Edward Lorenz, *The Butterfly Effect Predictability: Does the Flap of a Butterfly's Wings in Brazil Set off a Tornado in Texas ?*, *American Association for the Advancement of Science*, 1972
11. W. Szemplinska Stupnicka and J. Rudowski, *Neimark bifurcation :almost periodicity and chaos in forced Van Der Pol-Duffing system in the neighbourhood of the principle*

*Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue
d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques*

- resonance, Physic letter A, 192(1994) 201-206.
12. Ruelle D. and Takens F., On the nature of turbulence, Commun Math Phys 20(1971) 167-192.
 13. F. Takens, Detection strange attractors in turbulence, Dynamical systems and turbulence, Warwick , (1981) 366–381.
 14. I. Nejadgholi, M. H. Moradi, F. Abdolali , Using phase space reconstruction for patient independent heartbeat classification in comparison with some benchmark methods, Computers in biology and medicine, 41(2011) 411-419.
 15. A. Amann, R. Tratnig, K. Unterkofler, Detecting ventricular fibrillation by time delay methods, IEEE transaction on biomedical engineering, 54 (2007)174-177.
 16. LC Hsiao, F Shin Chin., C. Pei Kuang, W. Chun Li, W. Jyh Da, Phase space reconstruction of electrocardiogram for heartbeat classification, IFMBE Proceeding , 25 (2009) 1234-1237.
 17. Felice M. Robert, Richard J. Povinelli, Kristina M. Ropella, “ identification of ECG arrhythmia using phase space”
 18. Elif Derya Übeyli, Detecting variabilities of ECG signals by Lyapunov exponents, Neural computer and application, 18 (2009) 653-662.
 19. M. Han, “Prediction Theory and Method of Chaotic Time Series”, Water Power Press, 2007.
 20. Fraser A. M., Information and entropy in strange attractors, IEEE Trans. Inf. Theory, Vol. 35, pp. 245–262, 1989.
 21. P. R. Khazaei, N. Mozayani and M. R. J. Motlagh, A Genetic-based Input Variable Selection Algorithm Using Mutual Information and Wavelet Network for Time Series Prediction, IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 2133 – 2137, 2008.
 22. Matthew B Kennel, Reggie Brown , Henry D. I. Abarbanel, Determining embedding dimension for phase space reconstruction using geometrical construction, Physical

Concepts de base de l'analyse non linéaire des systèmes dynamiques

- Review A, 42 (1992) 3403-3411.
23. Yibin Li ,Yong Song , Caihong Li," Selection of Parameters for Phase Space Reconstruction of Chaotic Time Series", IEEE Fifth International Conference on Bio-Inspired Computing: Theories and Applications ,in :IEEE (Ed.) ,30 – 33,2010
 24. MA Hong-guang, HAN Chong-zhao, Selection of Embedding Dimension and Delay Time in Phase Space Reconstruction , Front. Electr. Electron. Eng. China , 1(2006) 111-114.
 25. A. Tsonis, J. Elsner, "the weather attractor over very short time scales", Nature, Vol. 33,1988.
 26. H.G. Schuster, Deterministic chaos, VCH, Weinheim, 1988.
 27. A.H. Jiang ,H. Chang Huang, Z. H. Zhang, Jun Li, Z. Y. Zhang, H. X. Hua," Mutual information algorithms", Mechanical systems and signal processing, 24 (2010) 2947-2960.
 28. A . Mert and A. Aken, EEG deniosing based on empirical mode decomposition and mutual information, XIII Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing, 2013 631-634.
 29. Grassberger P and Procaccia I ," Measuring the strangeness of a strange attractors", Physica D , 9 (1983)189-208.
 30. Pincus S.M. , Approximate entropy as a measure of system complexity", Proc. Natl. Acad. Sci., 88,(1991) 2297-2301.
 31. Metin Akay , "Nonlinear biomedical signal processing: Dynamic analysis and modeling ", vol.2, IEEE press series on biomedical engineering, New York, 2001
 32. Wikipedia : www.Wikipedia.org
 33. Pincus S.M., Gladstone I.M., Ehrenkranz R.A. , A regularity statistic for medical data analysis . Journal Clinical Monitoring ,(1991)335-345.
 34. Remzi Seker, Sokol Saliu,Ahmet Birand, Kudaiberdieva G., Validity test for a set of nonlinear measure for short data length with refrence to short term heart rate variability signal, journal of system integration, 10(2000) 41-53.
 35. P Castiglioni, M Di Rienzo, How the Threshold "R" Influences Approximate Entropy Analysis of Heart-Rate Variability,

Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques

- Computers in Cardiology, 35(2008) 561-564.
36. Richman J.S., Moorman J.R.,” Physiological time series analysis using approximate entropy and sample entropy”, American journal of physiological and heart circulation, *Physiol.*, 278 (2000) H2039-H2049, 2000.
 37. Chen W.T., Wang Z.Z., Xie H., Yu W.,” Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy” ,IEEE Trans. Neural syst. Rehabil.Eng,15 (2007) 366-272.
 38. Zadeh L., Fuzzy sets, *Information and control*, 8 (1965) 338-353 .
 39. Chen W.T., Zhuang J., Yu W., Wang Z., Measuring complexity using FuzzyEn, ApEn and SampEn , *Medical engineering & physics*, 31, (2009) 61-68.
 40. Hong B.X., Gao Z.M, Liu H., ”Classification of ventricular tachycardia and fibrillation using fuzzy similarity based approximate entropy”, *Expert system with application*, 38 (2011) 3973-3981.
 41. M. Costa, A. L. Goldberger, C. K. Peng, Multiscale entropy analysis of complex physiological time series, *Phys. Rev. Lett.*, 89 (2002)068102-1-068102-4.
 42. Xu Z., Xiang C., Barkhaus P.E., Ping Z., Multiscale entropy analysis of different spontaneous motor unit discharge patterns, *Journal of biomedical and health informatics*, 17(2013) 470-476.
 43. Peng C-K, Buldyrev SV, Havlin S, Simons M, Stanley HE, Goldberger AL. On the mosaic organization of DNA sequences. *Phys Rev E* ,49 (1994) 1685–9.

Chapitre 3

The Effets des bruits et du filtrage sur les indices non linéaires

3.1 Introduction

Le signal ECG est un signal électrique qui porte des indications précieuses sur le fonctionnement électrique du cœur. La variabilité du rythme cardiaque (VRC) fait partie de ces indications. La VRC est considérée comme étant le paramètre le plus utilisé parmi l'ensemble des informations fournies par le signal ECG. Son importance a constitué un motif pour plusieurs recherches récentes [1-2].

Plusieurs paramètres de différentes natures ont été extraits de ce signal. Généralement, ils sont regroupés en trois catégories. La première catégorie contient des indices temporels tels que la moyenne et la variance de la VRC. La deuxième catégorie est constituée essentiellement des paramètres fréquentiels tels que les puissances spectrales dans les bandes basses fréquences et hautes fréquences ainsi que leur rapport. Un troisième groupe d'indices formé des paramètres non linéaires ; cités dans le chapitre précédent ; tels que les exposants de Lyapunov et la dimension de corrélation ; est aussi exploité dans la reconnaissance et la classification des anomalies cardiaques.

En effet, l'analyse non linéaire a permis de mieux quantifier la dynamique de ce signal. Les paramètres extraits ont été utilisés avec succès en vue d'extraire des signatures de pathologies

cardiaques [3-5].

Malheureusement, l'estimation de ces indices est sensible à la présence des bruits. Ces derniers altèrent les valeurs des paramètres non linéaires en conduisant à de faux résultats et par conséquent à des interprétations incorrectes. On distingue deux types de bruits. Le premier type inclut les

bruits mentionnés dans le premier chapitre tels que la fluctuation de la ligne de base, bruit blanc et le bruit de 50/60 Hz. Ces bruits sont dits des bruits « techniques ».

Cette appellation désigne que ces bruits accompagnent l'enregistrement du signal ECG. En d'autre terme, ils sont causés par l'appareillage et l'environnement. Ces bruits influent considérablement sur l'analyse du signal de la variabilité cardiaque. Leur présence rend difficile la détection du complexe QRS. Or, ce complexe est utilisé pour générer les signaux de la variabilité du rythme cardiaque. Autrement dit, les bruits techniques mène à une fausse délinéation du pic R qui conduit ; à son tour ; à générer un signal qui reflète infidèlement la VRC.

Parmi aussi les bruits techniques, on peut citer les fausses détections des pics R dues cette fois-ci au logiciel de la détection. La figure 3.1 montre un exemple de ce type de bruit.

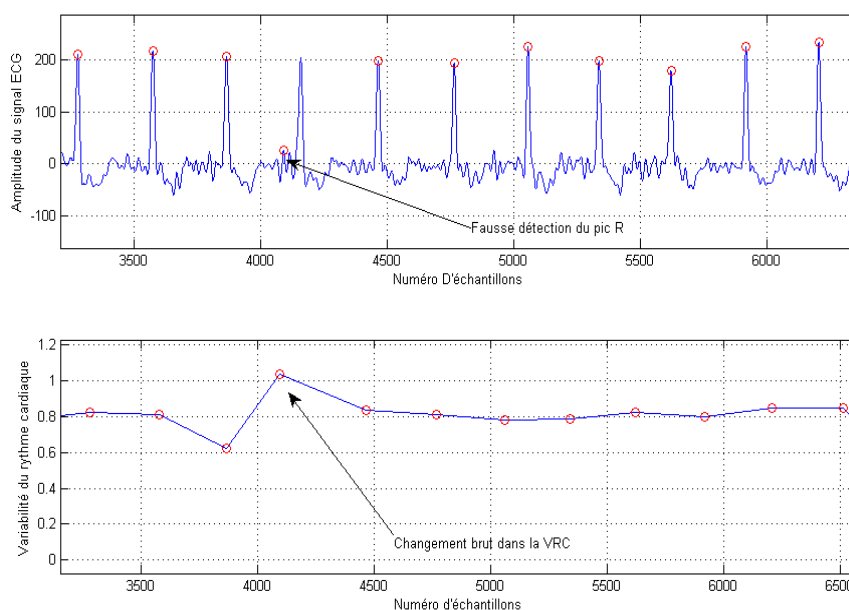


Figure 3.1 Effet de la fausse détection sur la variabilité cardiaque

Plusieurs travaux ont étudié l'influence des erreurs de détection sur les paramètres de la variabilité cardiaque [6-8]. Kim et al.[6] ont démontré que la fausse détection du complexe QRS a un grand impact sur certains indices temporels tels que pNN50¹. En effet, les auteurs ont mentionné que certains paramètres temporels ; telle que la moyenne des intervalles RR ; sont moins sensibles à la fausse délimitation du complexe QRS. Dans leur référence [7], Kim et al. ont mentionné aussi que l'analyse fréquentielle peut être considérablement influencée par la présence des changements bruts dans le signal de la variabilité du

¹ Pourcentage des intervalles NN successive séparés de plus de 50 ms.

rythme cardiaque due à la mauvaise détection. Ils ont aussi signalé que la fausse estimation des paramètres fréquentiels ne dépend pas seulement de la fausse détection puisque d'autres facteurs ; tel que le mouvement du patient ; peut mener à une estimation erronée de ces paramètres.

Les indices non linéaires sont aussi estimés incorrectement si le logiciel n'arrive pas à détecter convenablement les pics R[8]. Antonio et al. [9] ont rapporté que les erreurs dues au logiciel de la détection ont des grands impacts sur l'entropie approximative et échantillonnée. Par conséquent, une distinction entre les différentes anomalies cardiaques basée sur ces deux indices ne peut pas être faite correctement. Cette mauvaise distinction n'est pas due à l'effet qu'aucune différence n'existe entre ces pathologies, mais elle est essentiellement causée par la mauvaise estimation de ces deux paramètres engendrés par les erreurs de la détection.

Un deuxième type de bruits ; qui peut rendre l'estimation des paramètres temporels, fréquentiels et non linéaire incorrecte, sont les battements ectopiques.

Un battement ectopique est un battement cardiaque anormal. En effet, la contraction et la relaxation cardiaque sont dues à des impulsions périodiques générées par le nœud sino-auriculaire. Lorsque ces impulsions prennent siège hors de ce nœud, les battements cardiaques apparaissent anormaux et portent le nom des battements ectopiques. Ceci veut dire qu'un battement ectopique est un battement qui prend son origine hors du nœud sino-auriculaire.

Généralement, ceux sont deux places où des impulsions anormales peuvent se produire. Le premier lieu est le nœud auriculo-ventriculaire. Si c'est le cas, les battements ectopiques

sont dits des contractions artérielles prématurées(PACs¹). Si une contraction auriculaire prématurée se produit, la morphologie du complexe QRS reste très similaire à celle d'un complexe QRS normal. Par contre, l'onde P peut être considérablement altérée. Un deuxième lieu où l'onde extractrice peut se produire est les ventricules. Dans ce cas, les battements ectopiques sont appelés contractions prématurées ventriculaires (PVCs²).

Ces battements ont un complexe QRS différent de celui d'un battement normal. En effet, il apparait plus étendu et il a une forme étrange(Fig.3.2).

Lorsque ces battements sont présents dans un signal ECG, des changements bruts peuvent être remarqués sur le signal de la variabilité cardiaque. Ces changements anormaux introduisent une fausse dynamique dans la variabilité cardiaque et par suite une fausse mesure des paramètres fréquentiels, temporels et non linéaires.

Ceci a motivé les chercheurs à développer des algorithmes afin de détecter et corriger ces battements [10-12].

Malheureusement, ces méthodes de correction peuvent introduire ; à leur tour ; des erreurs lors de l'estimation des paramètres extraits de la variabilité cardiaque.

Dans ce chapitre, l'effet des battements ectopiques ainsi que les différentes méthodes utilisées pour corriger la présence de ces

¹ PACs :Premature Atrial Contractions

² PVCs :Premature Ventricular Contractions

derniers seront discutés. Un premier objectif de ce chapitre est donc de voir comment le PVCs et les APCs peuvent modifier les valeurs des différents paramètres ou indices non linéaires cités dans le chapitre précédent. Le deuxième objectif est d'analyser l'influence des différentes méthodes de filtrage sur l'estimation de ces paramètres.

3.2 Effet des battements ectopiques sur les indices non linéaires

3.2.1 Méthodes

Afin d'évaluer l'effet des battements ectopiques sur les indices non linéaires, une comparaison entre les valeurs de ces indices extraits des deux groupes de la variabilité cardiaque a été faite. Un premier groupe englobe des signaux de la VRC générés à partir des signaux ECG contenant des battements ectopiques. Le deuxième groupe est constitué à partir du premier groupe en filtrant les changements brusques dans les signaux de la variabilité cardiaque dus à la présence des battements ectopiques. Les paramètres non linéaires sont calculés pour chacun de ces deux groupes et par la suite une comparaison est faite dans le but d'apprécier l'effet des battements prématurés.

La figure 3.3 représente un signal appartenant au premier groupe et le signal qui lui correspond dans le deuxième groupe (le même signal après son filtrage).

Le filtrage des battements ectopique a été fait en utilisant la méthode adaptative citée auparavant. En effet, le choix de cette méthode pour le filtrage des battements ectopique est fait sur la base que celle-ci introduit moins d'irrégularité dans le signal de la variabilité cardiaque en comparaison avec des autres méthodes. Les signaux traduisant la variabilité du rythme

cardiaque sont générés en utilisant la base de données universelle des signaux ECG MIT-BIH [13].

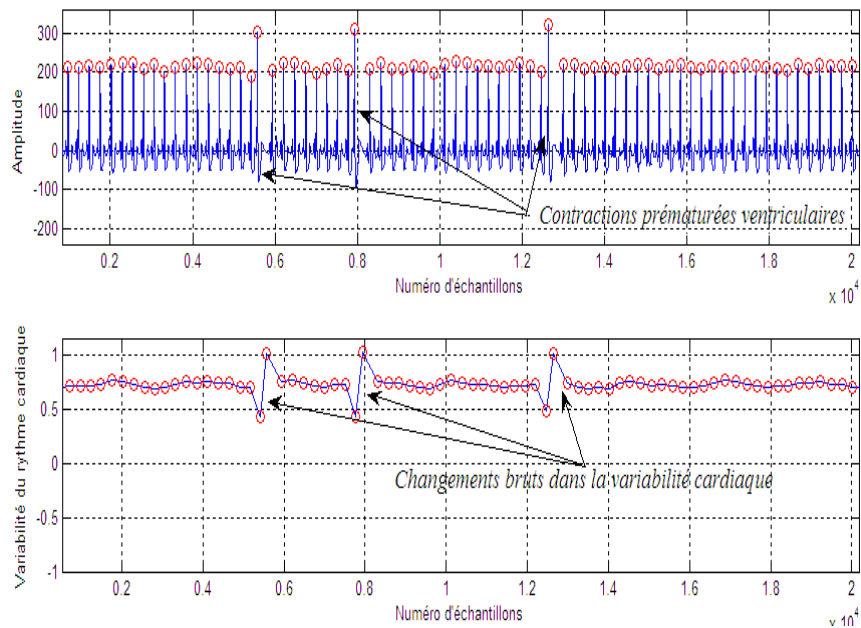


Figure 3.2 : Contractions prématurées ventriculaires

3.2.2 Résultats et discussion

Les résultats obtenus sont représentés sur le tableau 3.1. Dans le but de mieux apprécier l'influence des battements ectopiques sur les indices non linéaires ces résultats sont reproduits sur la figure 3.4.

Les résultats obtenus montrent que la présence des battements ectopiques influe sur respectivement les deux entropies

approximative et échantillonnée. On remarque que les deux entropies ont des valeurs faibles dans le cas des signaux VRC contenant des battements ectopiques par rapport à ceux dont les battements sont filtrés. Ceci implique que la présence des battements ectopiques rend les signaux de la variabilité cardiaque plus réguliers. Ce résultat confirme certains d'autres cités dans la littérature [14-15]. Les deux travaux cités auparavant ont affirmé que les battements ectopiques même si leur nombre est réduit peuvent mener à une diminution dans la valeur des deux types des entropies. Butta Singh et al. [14] ont certifié que la présence des battements ectopiques avec un pourcentage de 2 à 8% entraîne une diminution de 10% dans les valeurs respectives des entropies approximative et échantillonnée.

De même, Molina A. et al. [15] ont abouti aux mêmes résultats. Les auteurs confirment que la présence des battements ectopiques même avec un faible pourcentage peut introduire une diminution dans les valeurs des deux indices entropiques. Malheureusement, l'effet de ce type de bruit reste indéterminé. D'autres travaux ont affirmé que les entropies approximative et échantillonnée sont robustes à la présence des battements ectopiques et que ces derniers n'ont aucun effet sur leurs valeurs [16-17]. Cette contradiction peut s'expliquer par l'effet que l'influence des battements ectopiques sur les valeurs des indices entropiques dépend d'autres facteurs. Dans leur étude [14], Butta Singh et al. ont remarqué que cette influence est aussi liée aux durées des intervalles RR qui se trouvent autour de ces battements. Pour un sujet sain, lorsque l'intervalle RR a une valeur égale à 0.4 fois la durée de l'intervalle qui lui précède, l'influence des battements ectopiques s'affaiblit et les valeurs des deux entropies sont presque constantes.

Afin de vérifier si les résultats obtenus restent vrais lors d'une analyse multi-échelles, les entropies approximative et échantillonnée ont été recalculées en utilisant cinq échelles allant

de 1 à 5. Pour les quatre premières échelles, et pour les deux types d'entropie, nous avons constaté que les battements ectopiques rendent les signaux de la variabilité cardiaque plus réguliers. Des résultats opposés ont été observés dans la cinquième échelle. Une autre constatation peut se faire lorsqu'on examine les valeurs de l'entropie approximative pour chacun des deux groupes des signaux de la VRC. On remarque qu'il y a une diminution dans les valeurs des entropies lorsqu'on passe d'une échelle à une échelle élevée. Ce résultat est aussi obtenu par Butta Singh et Gurmej Singh [18]. Ces résultats sont vrais seulement dans le cas de l'entropie approximative et aucune conclusion ne peut se faire dans le cas de l'entropie échantillonnée.

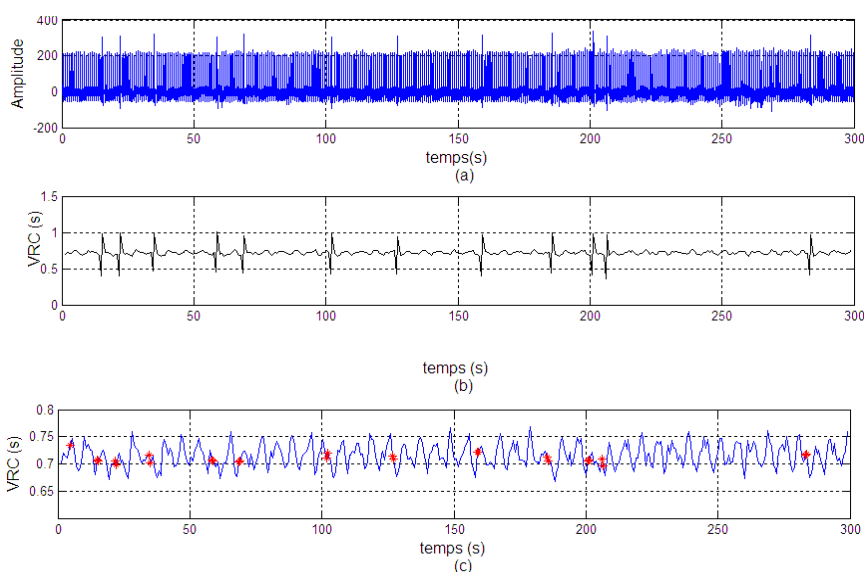


Figure 3.3 : Variabilité du rythme cardiaque
Signal ECG (105 MIT-BIH)

La variabilité cardiaque (premier groupe : signal avec des battements ectopiques)
La variabilité cardiaque (deuxième groupe : signal après filtrage des battements ectopiques).
En rouge, les nouvelles valeurs du rythme cardiaque après filtrage)

L'étude a aussi révélé que les exposants α_1 et α_2 ont des valeurs faibles dans la première catégorie par rapport à celles de la deuxième. Le même résultat a été démontré par [19]. Basé sur une étude utilisant 753 enregistrements ECG, T.H. Tarkiainen et al. [19] ont annoncé que la valeur moyenne du premier exposant α_1 était de 0.77 pour des signaux VRC contenant des battements ectopiques alors qu'une valeur de 0.96 a été obtenue lorsqu'ils ont filtré ces battements. Une autre étude qui confirme ces résultats est celle faite par Peltola et al.[20]. Dans cette dernière étude, les auteurs ont démontré que la présence des battements ectopiques mène à une diminution des exposants α_1 et α_2 .

paramètres		Signaux VRC Non filtrés			Signaux VRC filtrés		
		Valeur moyenne	Déviatoin standard	intervalle	Valeur moyenne	Déviatoin standard	intervalle
AppEn		1.0659	0.2558	0.4584-1.4014	1.2298	0.1359	0.9943-1.4416
SampEN		1.4089	0.5166	0.4688-2.2013	1.9379	0.1763	1.6318-2.2056
MSAppEn	Echelle 2	0.8813	0.1483	0.4885-1.1282	0.9199	0.1254	0.6943-1.1566
	Echelle 3	0.7477	0.1532	0.2429-0.9747	0.7801	0.1188	0.5294-1.0651
	Echelle 4	0.6493	0.1273	0.3983-0.9253	0.6814	0.1272	0.3887-0.8774
	Echelle 5	0.6073	0.1522	0.2678-0.8681	0.5778	0.1581	0.2602-0.9137
MSSampEn	Echelle 2	1.4730	0.4886	0.5137-2.2451	1.8755	0.2877	1.2155-2.2357
	Echelle 3	1.3461	0.4372	0.2619-2.1145	1.6738	0.2909	0.9926-2.1145
	Echelle 4	1.5204	0.6506	0.4098-3.0445	1.7954	0.5124	0.6657-2.8904
	Echelle 5	1.9910	2.3152	0-10	1.6137	0.5206	0.6570-2.8904
α_1		0.4246	0.2067	0.0550-0.9080	0.6695	0.2409	0.2770-1.1470
α_2		0.4195	0.4781	0.0040-1.4523	0.4918	0.4360	0.0160-1.3689
D2		0.9869	0.0145	0.9627-1.0162	0.9909	0.0157	0.9650-1.0181
LLE		-1.8355	1.1419	(-4.2163)-0	-1.2115	0.6179	(-2.3435)-0.3988

Tableau 3.1. Paramètres non linéaires des deux catégories

D'après la figure 3.4, on remarque que l'exposant de Lyapunov dans le cas des signaux filtrés de la VRC a des valeurs faibles par rapport à celles calculées à partir des variabilités contenant des battements ectopiques. Serletis A. et al. [21] ont prouvé que la sensibilité de l'exposant de Lyapunov augmente lorsque l'intensité du bruit augmente. Cela implique que la présence du bruit peut énormément affecter les exposants de Lyapunov. Malheureusement, et à notre connaissance, aucune étude n'a été faite dans le but d'évaluer l'effet des battements ectopiques sur ces derniers.

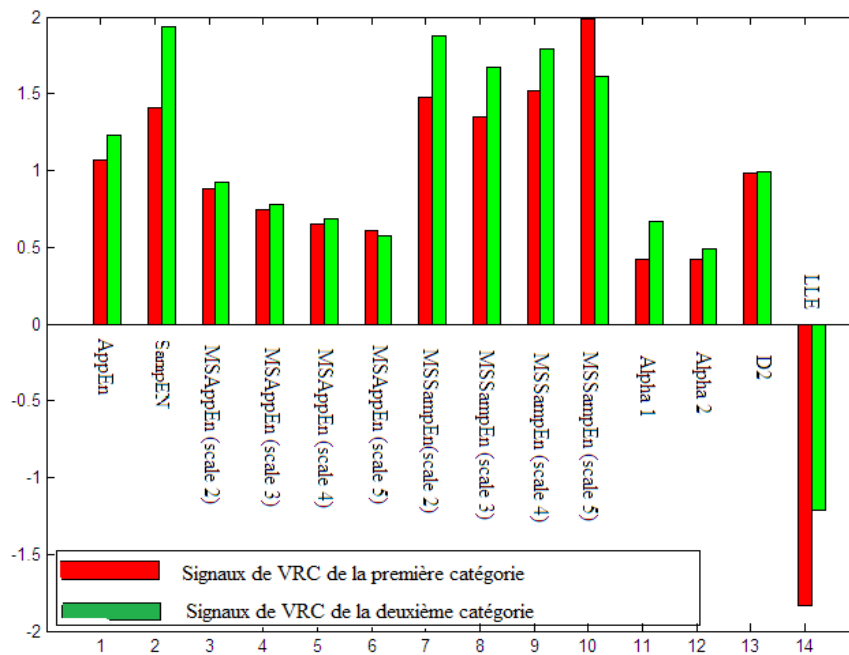


Figure 3.4. Comparaison entre les indices non linéaires des deux catégories

En bref, il apparaît et selon les résultats obtenus que des battements ectopiques peuvent excessivement influencer sur les

indices non linéaires extraits de la variabilité du rythme cardiaque. De ce fait, et afin d'aboutir à des résultats corrects, ces battements doivent être corrigés.

3.3 Effets du filtrage sur les paramètres non linéaires

D'après ce qui précède, les bruits peuvent considérablement influencer sur les mesures non linéaires faites sur la variabilité du rythme cardiaque. Dans le cas des battements ectopiques, plusieurs méthodes ont été développées afin de corriger la présence de ces derniers. Une de ces méthodes est la suppression de ces battements. Simple à implémenter, cette méthode est efficace dans le cas des enregistrements ECG de longue durée et avec un faible pourcentage de battements ectopiques. En effet, certains auteurs [22] ont déclaré que dans le cas d'un enregistrement de type Holter, la présence des APCs et des PVCs avec un pourcentage de 5%, peut ne pas modifier les composantes fréquentielles de la variabilité cardiaque. Malheureusement, cette technique perd son efficacité dans le cas des signaux VRC de courte durée. En réalité, plus le nombre de battements ectopiques devient important plus l'erreur introduite par la méthode augmente. Autrement dit, si le signal de la VRC contient N battements dont lesquels le nombre des battements ectopique est M , après la suppression de ces derniers, le signal VRC ne contient que $(N-M)$ battements normaux. Plus le M est élevé, plus la durée du signal VRC filtré est courte. La figure 3.5 représente une application de cette méthode ou l'enregistrement 105 de la base universelle MIT-BIH a été exploité pour mieux assimiler l'inconvénient de la technique. La figure 3.5-b illustre le signal VRC contenant 415 battements y compris les 25 battements ectopiques, et la figure 3.5-c illustre le signal VRC après le filtrage de ces battements ectopiques. Le signal filtré ne contient alors que 390 battements.

L'interpolation d'ordre zéro a été aussi adoptée afin de corriger les battements ectopiques. La méthode s'appuie sur l'idée de

remplacer les battements ectopiques, dans le signal de la VRC, par une valeur prise comme étant la moyenne des intervalles RR qui se trouvent autour de ces battements. Mais combien d'intervalles RR faut-il utiliser pour calculer cette valeur moyenne ?

En réalité, aucune formule mathématique ne peut donner précisément le nombre d'intervalles RR qui intervient dans ce type de filtrage. Il est commode de faire un choix entre 3 et 10 intervalles. Sur la figure 3.6, le signal de variabilité du cardiaque a été filtré en utilisant une interpolation d'ordre zéro. Les battements ectopiques ont été corrigés tout en calculant la valeur moyenne des cinq battements normaux qui se trouvent autour de ces battements.

En plus de la suppression et l'interpolation d'ordre zéro, l'interpolation d'ordre un est aussi exploitable dans la correction des battements ectopiques.

La méthode repose sur une interpolation linéaire des intervalles RR normaux qui précèdent et suivent les battements ectopiques (Fig. 3.7). La méthode peut repose sur la formule 3.1.

$$RR_{corr}(t) = RR_0 + (t - t_1) \frac{RR_1 - RR_0}{t_1 - t_0} \quad (3.1)$$

RR_{corr} , RR_0 , RR_1 étant respectivement la nouvelle valeur du battement ectopique, l'intervalle RR qui le précède et l'intervalle RR qui le suit.

t , t_0 et t_1 représentent respectivement les instants d'apparition de ces intervalles.

Une quatrième méthode, souvent exploitable dans la correction

des battements ectopiques, semblable à l'interpolation d'ordre 1, est l'interpolation cubique ou interpolation d'ordre 3. Différemment à l'interpolation d'ordre 1, et qui utilise des droites, Cette dernière méthode utilise des polynômes d'ordre 3 (Fig. 3.8).

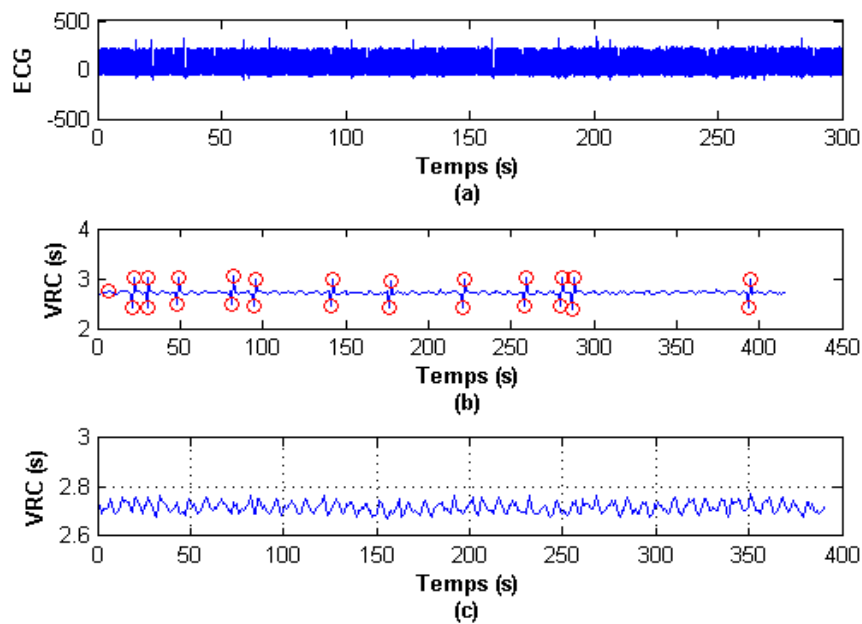


Figure 3.5 Filtrage des battements ectopiques par suppression
Signal ECG, (b) VRC non filtré et (c) VRC filtré

D'autres méthodes ont été aussi proposées dans le but de réduire l'influence des battements [23-24]. Malheureusement, les méthodes citées auparavant ont quelques limitations qui rendent, dans certains cas, leur utilisation inconvenable. Certains travaux [19] ont montré que filtrer les battements ectopiques par une interpolation linéaire perturbe l'estimation du premier exposant de la DFA. Basé sur une comparaison des effets des différentes méthodes de filtrage citées auparavant,

Peltola et al. [20] ont constaté que l'interpolation d'ordre 3 apparaisse la méthode la plus adéquate si l'estimation de α_1 est

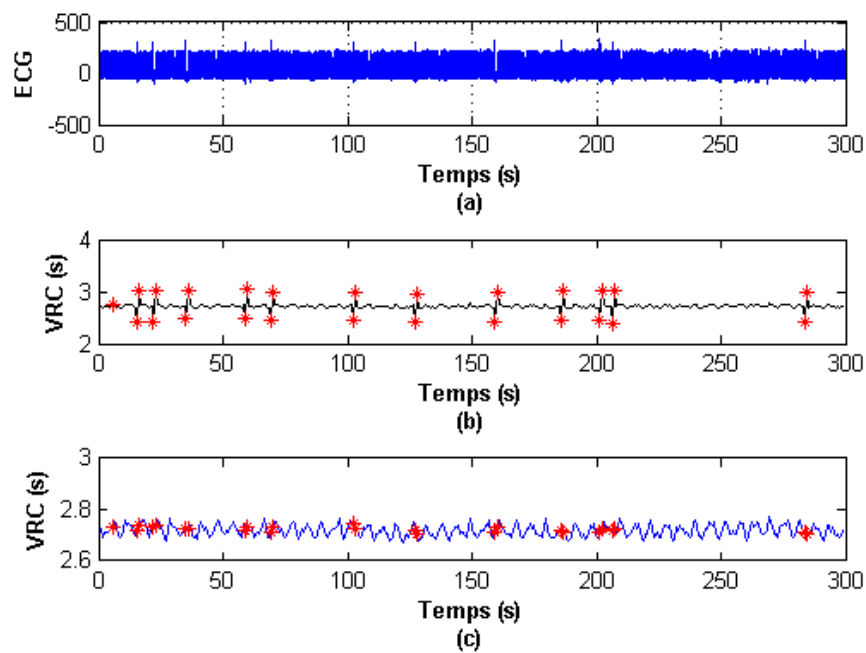


Figure 3.6 Filtrage des battements ectopiques par interpolation d'ordre 0.
Signal ECG, (b) VRC non filtré et (c) VRC filtré

exigée. En effet, les inconvénients imposés par ces méthodes sont à l'origine du développement des autres méthodes parmi lesquelles celles qui sont basées sur le filtrage adaptatif [25], la décomposition en modes empiriques [26] et l'espace des phases [27] apparaissent les plus appropriées. Une description des ces trois techniques du filtrage sera donnée dans la section suivante.

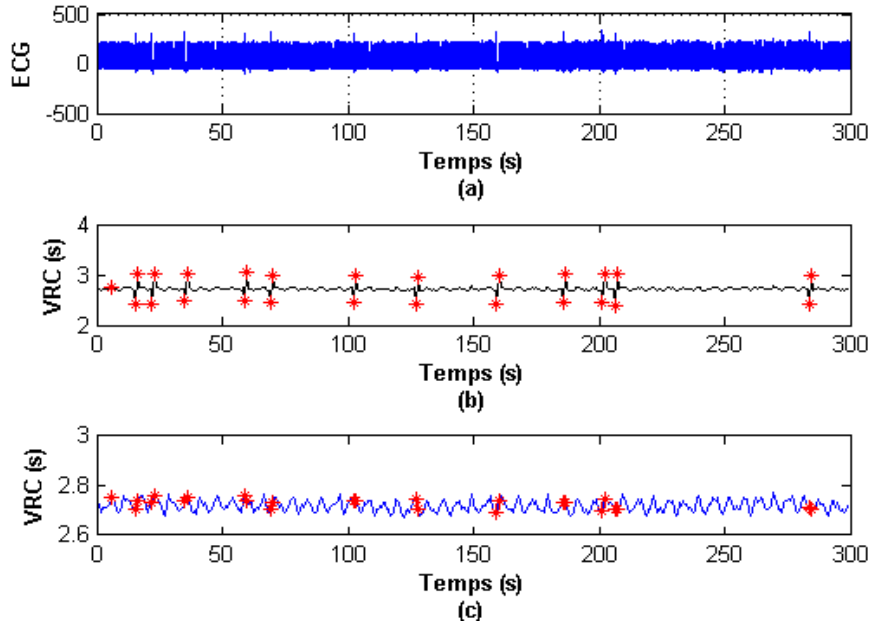


Figure 3.7 Filtrage des battements ectopiques par interpolation d'ordre 1. Signal ECG, (b) VRC non filtré et (c) VRC filtré

3.3.1 Méthodes de filtrage

En raison du recouvrement du spectre du signal VRC et celui des bruits qui peuvent le contaminer, les filtres linéaires sont inappropriés pour leur filtrage. En effet, cette propriété des bruits rend presque impossible d'utiliser des filtres linéaires sans introduire une distorsion du signal de la VRC. Pour surmonter ce problème, on fait appel aux filtres non linéaires.

Constantino A. et al.[28] ont proposé une méthode de filtrage basée sur l'utilisation des ondelettes. Contrairement aux méthodes classiques, qui s'appuient sur la transformée de Fourier, la transformée en ondelettes s'avère très adéquate dans

l'analyse des signaux non stationnaires et non linéaires. Cependant, le choix de l'ondelette mère ainsi que le niveau de décomposition doivent être préalablement déterminés. La décomposition modales (EMD) a été aussi exploitée dans le filtrage des séries temporelles telles que la variabilité du rythme cardiaque [26]. D'une manière similaire à celle de la transformée en ondelettes, la EMD décompose la série temporelle en ses composantes fréquentielles. La prépondérance de cette approche sur la transformée en ondelettes vient de l'effet que cette décomposition est accomplie en utilisant les caractéristiques intrinsèques de la série temporelle elle-même, sans une nécessité de savoir antérieurement ses caractéristiques.

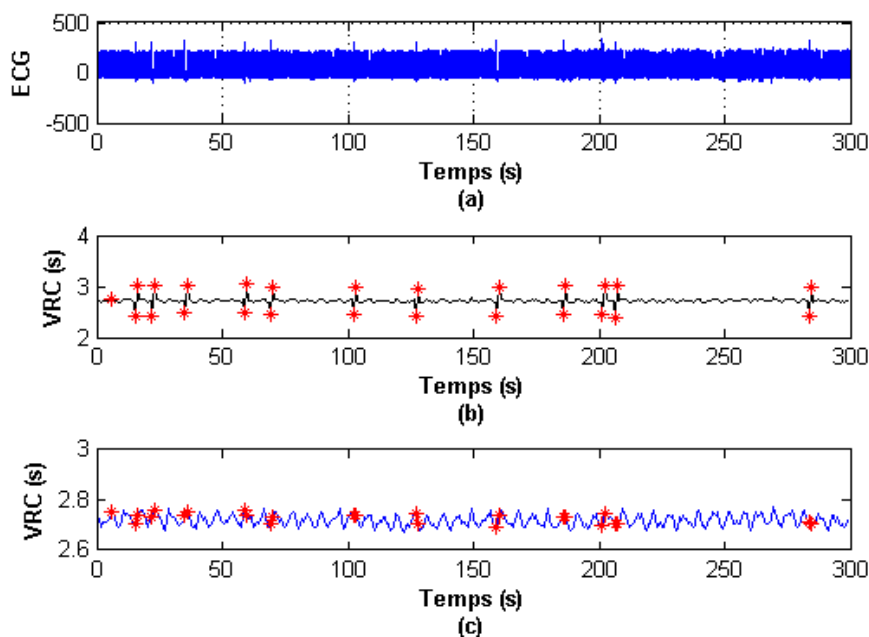


Figure 3.8 Filtrage des battements ectopiques par interpolation d'ordre 3. Signal ECG, (b) VRC non filtré et (c) VRC filtré

Le filtrage adaptatif est aussi utilisé dans le filtrage de la variabilité cardiaque [25]. Son principe repose sur l'adaptation des coefficients d'un filtre binomial en fonction des changements brusques, qui peuvent être causés par des bruits ou des battements ectopiques. Plus de détails sur le filtrage par décomposition modale et le filtrage adaptatif seront donnés dans ce qui suit.

Les approches de filtrage telles que les ondelettes, le filtrage adaptatif et la décomposition modale s'appliquent sur les valeurs temporelles du signal. Il existe une autre famille de filtres [27][29-30]; il s'agit d'un ensemble de filtres qui traitent l'espace des phases du signal au lieu du signal lui-même.

Ces nouvelles techniques de filtrage ont de bonnes performances en termes de rapport signal sur bruits ou l'erreur moindre carré. Cependant leurs effets sur l'estimation des indices non linéaires restent indéterminés. Une étude a été faite pour mieux comprendre l'influence de ces techniques émergentes sur ces indices. Cependant, il est judicieux de commencer par une description de ces approches de débruitage.

3.3.1.1 Filtrage adaptatif [25]

Cette méthode utilise un processus d'adaptation des coefficients d'un filtre binomial. Cette adaptation se fait en exploitant la moyenne μ_a et la déviation standard σ_a de la variabilité du rythme cardiaque. Tout d'abord, les intervalles RR qui ont une durée inférieure à 200 ms sont éliminés. Ensuite, la variabilité du rythme cardiaque est estimée en utilisant un filtre binomial (Equ. 3.2):

$$T_i = \frac{RR_{i-3} + 6RR_{i-2} + 15RR_{i-1} + 20RR_i + 15RR_{i+1} + 6RR_{i+2} + RR_{i+3}}{64} \quad (3.2)$$

RR étant le signal de la variabilité cardiaque bruité alors que T est son estimation. Par la suite, la moyenne μ_a et la déviation standard σ_a sont mises à jour :

$$\mu_a(i) = \mu_a(i-1) - c(\mu_a(i-1) - t_{i-1}) \quad (3.3)$$

$$\sigma_a(i) = \sqrt{\mu_a(i)^2 - \lambda_a(i)} \quad (3.4)$$

c est une constante à choisir entre 0 et 1. λ_a représente le deuxième moment et qui peut être calculé par l'équation (3.5) :

$$\lambda_a(i) = \lambda_a(i-1) - c(\lambda_a(i-1) - t_{i-1}^2) \quad (3.5)$$

Après, les intervalles cardiaques RR sont classés soit comme étant normaux ou bien anormaux. Un intervalle RR est considéré anormal si les deux conditions, données par les équations (3.6) et (3.7), sont satisfaites.

$$|RR_i - RR_{i-1}| > \frac{p}{100} RR_{i-1} + c_f \overline{\sigma_a} \quad (3.6)$$

$$|RR_i - RR_{lv}| > \frac{p}{100} x_{lv} + c_f \overline{\sigma_a} \quad (3.7)$$

Avec :

p : Égal à 10%.

$\bar{\sigma}_a$: La valeur moyenne des déviations standard σ_a .

RR_{lv} : Le dernier intervalle RR normal.

Après que les battements anormaux soient détectés, ils sont remplacés par des valeurs aléatoirement choisies entre $\mu_a(i) - \frac{1}{2}\sigma_a(i)$ et $\mu_a(i) + \frac{1}{2}\sigma_a(i)$. Par conséquent, les valeurs estimées $RR'_1, RR'_2, \dots, RR'_N$ des intervalles RR_1, RR_2, \dots, RR_N , sont obtenues. Chacun des intervalles RR_1, RR_2, \dots, RR_N sera remplacé par son estimation si ce dernier satisfait la condition (3.8) :

$$|RR'_i - \mu_a(i)| > c_{f1} \sigma_a + \sigma_b \quad (3.8)$$

Avec c_{f1} représente le coefficient du filtre et σ_b est égale à 20 ms.

La figure 3.9-b illustre le signal VRC ; généré en utilisant le signal 105 de la base MIT-BIH ; et la figure 3.9-c illustre sa version filtrée à travers le filtre adaptatif.

3.3.1.2 Filtrage par décomposition modale

Initialement introduite par Huang et al.[32], la décomposition modale s'impose comme étant un outil très puissant dans

l'analyse des signaux non linéaires et non stationnaires. La méthode consiste à décomposer le signal en ses fonctions intrinsèques modales (FIMs). Les FIMs remplissent deux conditions :

1. Le nombre des maxima est égal au nombre des minima ou bien ils se diffèrent par un.
2. La valeur moyenne entre l'enveloppe supérieure et l'enveloppe inférieure est nulle.

Ces différentes FIMs sont constituées en utilisant la procédure suivante :

1. Les maxima et les minima dans le signal à analyser $x(t)$, doivent être détectés.
2. Les maxima locaux sont reliés en utilisant une interpolation basée sur les splines dans le but d'avoir l'enveloppe supérieure $e_u(t)$.
3. De la même façon, on construit l'enveloppe inférieure $e_l(t)$ en utilisant les minima locaux.
4. La fonction $m_1(t)$ est ensuite constituée selon l'équation (3.9) :

$$m_1(t) = \frac{e_u(t) + e_l(t)}{2} \quad (3.9)$$

5. Une approximation $h_1(t)$ de la première FIM est ensuite déterminée :

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (3.10)$$

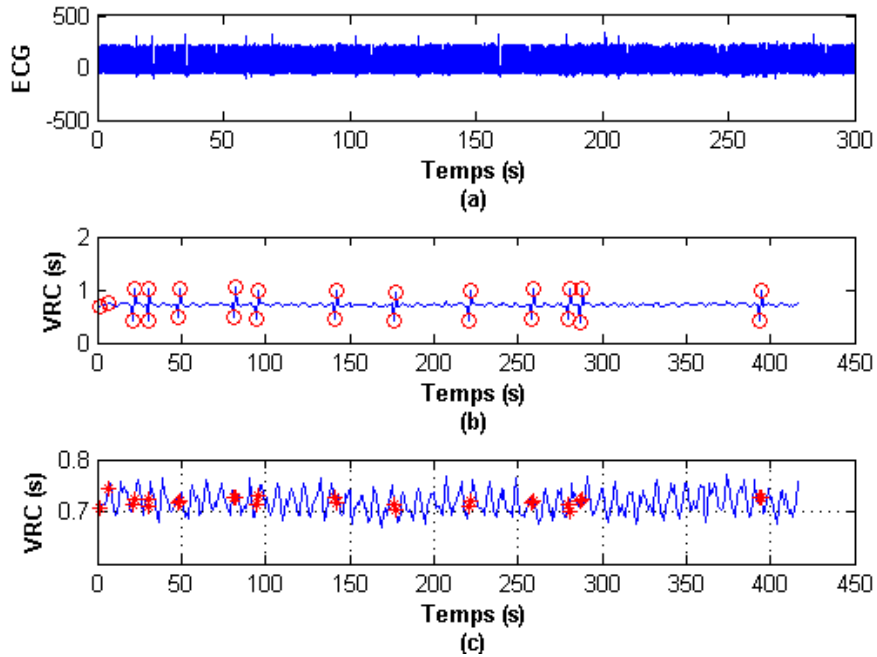


Figure 3.9 Filtrage des battements ectopiques par un filtre adaptatif.
Signal ECG, (b) VRC non filtré et (c) VRC filtré

Si cette approximation répond aux deux exigences citées auparavant, elle sera prise comme étant la première FIM. Si ce n'est pas le cas, les étapes de (1) à (6) seront appliquées sur l'approximation $h_1(t)$

Par la suite, on calcule le résidu $r_1(t)$ selon l'équation (3.11) :

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (4.11)$$

La $n^{\text{ième}}$ FIM est obtenu en appliquant cette procédure sur le

résidu $r_{n-1}(t)$.

Les premières FIMs représentent les variations les plus rapides du signal tandis que les FIMs de niveaux élevés traduisent ses variations lentes. Autrement dit, la technique reproduit le contenu fréquentiel du signal allant des fréquences élevées jusqu'aux fréquences basses. Cette propriété mis en évidence l'efficacité de cette technique dans le débruitage des séries temporelles. Le filtrage peut alors s'effectuer en faisant une décomposition modale du signal bruité, éliminer par la suite les FIMs contenant des bruits et finalement reconstruire le signal filtré à partir des FIMs non bruitées. C'est le même principe qui était récemment proposé par Ahmet Mert et Aydin Akan [27]. Ces auteurs ont utilisé l'exposant α issu de la DFA comme critère de discrimination entre les FIMs bruitées et celles non bruitées. La valeur de l'exposant α est calculée pour chaque FIM et si cette valeur est comprise entre les deux seuils θ_{min} et θ_{max} , alors la MIF serait considérée comme étant un bruit et elle est exclue lors de la reconstruction du signal filtré. Les auteurs ont fixé θ_{min} et θ_{max} à respectivement 0.25 et 0.75. Ces mêmes valeurs ont été prises dans notre étude.

3.3.1.3 Filtrage basé sur l'espace des phases

Ce type de filtrage est basé sur l'idée que les caractéristiques spéciales et topologiques des trajectoires dans l'espace des phases restent inchangeables même si les bruits sont présents [33]. Cette caractéristique a permis de développer certaines techniques de débruitage telle que celle proposée par [28]. En réalité, tous les autres algorithmes du filtrage dans l'espace des phases s'appuient essentiellement sur l'approche de Thomas Schreiber [28]. Certes qu'ils apportent certaines modification sur cet algorithme dit de base, mais ils restent semblables à ce dernier. C'est pour cette raison que l'évaluation de cet

algorithme, qui apparait ancien puisqu'il est daté en 1993, est faite et non pas des autres algorithmes qui sont plus récents.

Utilisant cette technique, l'espace des phases, de la série temporelle $x(1), x(2), x(3), \dots, x(N)$, doit être reconstitué en utilisant le théorème de Takens décrit dans le chapitre précédent. Thomas Schreiber constitua son approche de débruitage sur l'approximation locale de la valeur d'un point référence en exploitant son voisinage. Plus précisément, il remplace la valeur de la valeur $x(i)$ de la série temporelle par une valeur moyenne calculée à partir des points qui l'entourent dans l'espace des phases. Ces points appartiennent donc à u_n , un sous espace de l'espaces des phases qui contient tous les points voisins de $x(i)$. En effet, la définition du voisinage est déjà étalée dans le chapitre précédent. Brièvement, $x(j)$ est un voisin de $x(i)$ si la distance euclidienne entre ces deux points est inférieure à une valeur seuil ϵ . Mathématiquement, deux points $x(i)$ et $x(j)$ sont voisins si l'inégalité (3.12) est vérifiée :

$$\|x(j) - x(i)\| < \epsilon \quad (3.12)$$

La nouvelle valeur de $x(i)$, c'est-à-dire après filtrage, est :

$$x(i) = x(i)^{corr} = \frac{1}{u_i} \sum_{u_i} x(j) \quad (3.13)$$

Le principe de cette méthode est résumé sur la figure 3.10.

3.3.2 Méthode d'évaluation des trois algorithmes de filtrage

3.3.2.1 Principe de l'évaluation

L'évaluation des trois méthodes de filtrage citées dans les articles [26], [27] et [28] se fait en utilisant les signaux de la variabilité cardiaque disponibles dans la base universelle de

« physiobank »[34]. Cette base contient 54 enregistrements de la variabilité du rythme cardiaque. Dans la présente étude, ces enregistrements seront divisés en des segments de 1000 échantillons, mais seuls les segments ayant une fréquence cardiaque entre 60 et 70 battements par minute, qui sont pris en considération.

En premier lieu, les indices non linéaires sont calculés en utilisant les segments sélectionnés. Par la suite, des bruits blancs, avec différents rapports signal sur bruit, sont ajoutés à ces segments.

Les segments bruités sont par la suite filtrés en utilisant séparément, les trois techniques de débruitage. Les indices non linéaires sont recalculé mais cette fois-ci en utilisant les signaux de la VRC filtrés. L'évaluation se fait en comparant les valeurs des indices non linéaires extraits des signaux originaux (avant l'ajout des bruits) et celles obtenues à partir des signaux VRC après filtrage. Le principe de cette évaluation est schématisé sur la figure 3.11.

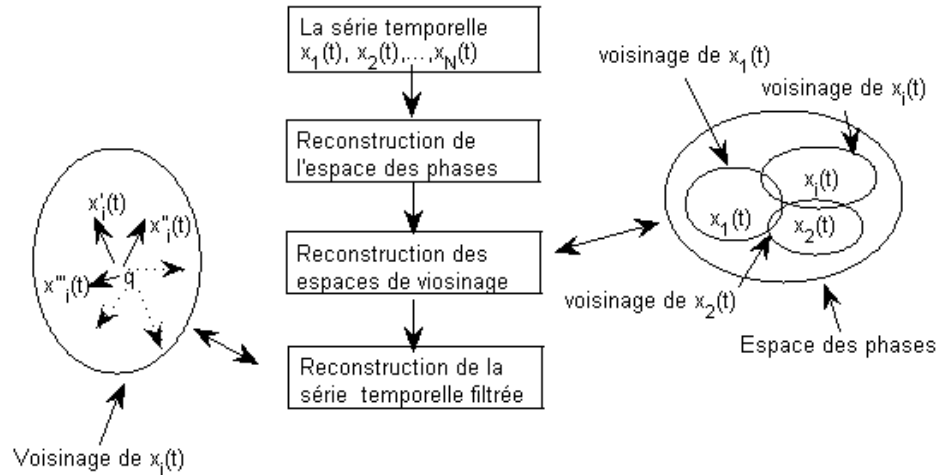


Figure 3.10 Principe du débruitage basé sur l'espace des phases q est la valeur de $x(i)$ après filtrage. $x'(i), x''(i), \dots$ sont les voisins de $x(i)$ dans l'espace des phases.

3.3.2.2 Résultats

Rappelons que le terme « segments originaux » désigne les signaux de la VRC avant l'ajout des bruits blancs. Les valeurs des indices non linéaires calculées à partir de ces segments sont illustrées sur le tableau 3.2.

Les tableaux 3.3 à 3.8 représentent les résultats obtenus pour les trois méthodes de filtrage. Les indices non linéaires intervenant dans l'évaluation de ces méthodes sont l'entropie approximative, l'entropie échantillonnée, les deux exposants de la DFA, la dimension de corrélation et l'exposant de Lyapunov. Ces paramètres sont calculés après le débruitage des signaux de la VRC contaminés avec des bruits blancs ajoutés avec des rapports signal sur bruits différents.

Rappelons que la comparaison est faite entre les différentes

valeurs moyennes, représentées sur les colonnes jaunes. Afin de mieux illustrer les effets des trois techniques de débruitage, les résultats obtenus sont reproduits sous forme d'histogrammes.

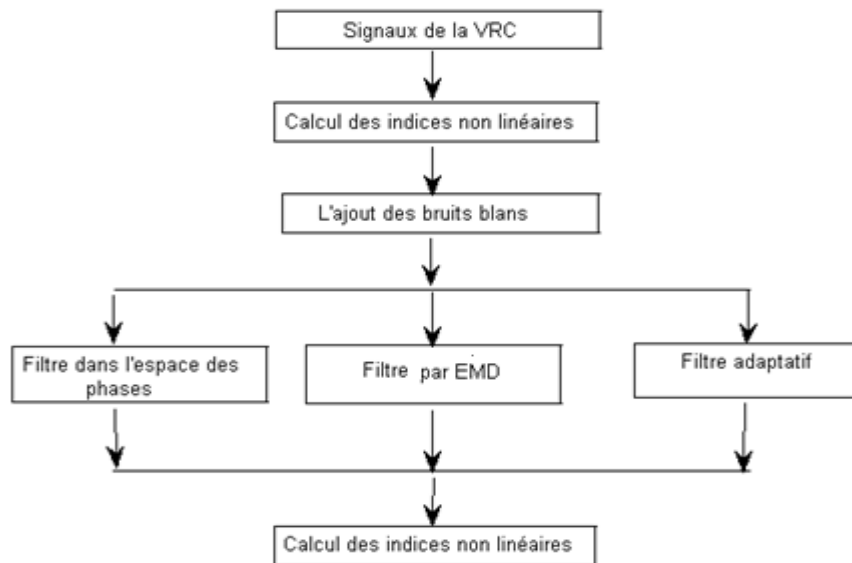


Figure 3.11 Principe d'évaluation des différentes méthodes de filtrage

	Min	Max	Moyenne	STD
AppEn	0.3380	0.8520	0.5114	0.1171
SampEn	0.984	2.322	1.758	0.291
α_1	0.533	1.395	0.874	0.228
α_2	0.2590	0.7170	0.4287	0.1085
D2	1.5020	5.6430	2.8890	0.7868
LLE	-1.397	-0.208	-0.568	0.355

Tableau 3.2 les valeurs des paramètres non linéaires.

RSB	Filtrage adaptatif				filtrage par EMD				filtrage dans l'espace des phases			
	Min	Max	Moyenne	STD	Min	Max	Moyenne	STD	Min	Max	Moyenne	STD
1%	0.336	0.806	0.434	0.079	0.363	0.856	0.588	0.119	0.639	1.000	0.860	0.074
2%	0.323	0.773	0.430	0.081	0.350	0.842	0.585	0.122	0.627	1.003	0.862	0.075
3%	0.336	0.793	0.432	0.083	0.358	0.866	0.588	0.121	0.645	0.997	0.862	0.073
4%	0.325	0.787	0.434	0.085	0.370	0.854	0.586	0.116	0.617	0.992	0.861	0.074
5%	0.321	0.781	0.434	0.080	0.341	0.867	0.582	0.118	0.620	0.996	0.861	0.075
6%	0.330	0.779	0.431	0.084	0.369	0.890	0.581	0.123	0.627	0.998	0.862	0.076
8%	0.328	0.793	0.436	0.086	0.344	0.884	0.580	0.123	0.627	1.001	0.866	0.076
10%	0.337	0.803	0.432	0.082	0.345	0.886	0.583	0.117	0.642	1.005	0.862	0.075
12%	0.327	0.760	0.434	0.075	0.365	0.907	0.585	0.114	0.624	1.033	0.867	0.078
14%	0.318	0.786	0.427	0.082	0.428	0.931	0.595	0.110	0.657	1.020	0.870	0.078

Tableau 3.3 Les valeurs de l'entropie approximative

RSB	Filtrage adaptatif				filtrage par EMD				filtrage dans l'espace des phases			
	Min	Max	Moyenne	STD	Min	Max	Moyenne	STD	Min	Max	Moyenne	STD
1%	1.3940	2.6110	1.8881	0.2459	1.0020	2.1580	1.5751	0.2852	0.620	1.458	1.014	0.205
2%	1.3560	2.7080	1.9005	0.2662	0.9780	2.1490	1.5398	0.3060	0.620	1.445	1.015	0.204
3%	1.3470	2.6960	1.8836	0.2383	1.0090	2.2080	1.5609	0.2789	0.623	1.405	1.015	0.202
4%	1.3690	2.9090	1.9062	0.2592	0.8870	2.2320	1.5588	0.2740	0.635	1.434	1.018	0.201
5%	1.3340	2.5390	1.9271	0.2363	0.9860	2.3160	1.5350	0.2948	0.632	1.478	1.021	0.211
6%	1.3750	2.3980	1.9106	0.2089	1.0230	2.1360	1.5532	0.2793	0.640	1.505	1.020	0.208
8%	1.3820	2.2590	1.8922	0.1854	1.0800	2.1580	1.5637	0.2699	0.631	1.447	1.026	0.202
10%	1.4190	2.4190	1.9538	0.2264	0.9570	2.5470	1.5717	0.3457	0.635	1.459	1.033	0.211
12%	1.4770	2.4350	1.9138	0.2440	0.9410	2.2270	1.5298	0.2802	0.663	1.376	1.020	0.196
14%	1.5600	2.3450	1.9520	0.2149	1.0390	2.1810	1.5523	0.2707	0.647	1.635	1.040	0.221

Tableau 3.4 Les valeurs de l'entropie échantillonnée.

RSB	Filtrage adaptatif				filtrage par EMD				filtrage dans l'espace des phases			
	Min	Max	Moyenne	STD	Min	Max	Moyenne	STD	Min	Max	Moyenne	STD
1%	0.6780	1.4570	1.0079	0.1945	0.6660	1.6910	1.2612	0.2520	0.509	0.900	0.622	0.082
2%	0.6810	1.4580	1.0075	0.1941	0.6660	1.6890	1.3159	0.2462	0.507	0.899	0.622	0.082
3%	0.6810	1.4530	1.0075	0.1940	0.6660	1.6880	1.2857	0.2468	0.507	0.900	0.622	0.082
4%	0.6800	1.4560	1.0074	0.1939	0.6620	1.6640	1.2666	0.2387	0.507	0.899	0.622	0.082
5%	0.6670	1.4560	1.0053	0.1948	0.6630	1.6720	1.3075	0.2319	0.510	0.899	0.622	0.082
6%	0.6750	1.4530	1.0048	0.1942	0.6620	1.6330	1.2699	0.2403	0.509	0.894	0.622	0.081
8%	0.6580	1.4530	1.0026	0.1936	0.6590	1.6390	1.2866	0.2526	0.511	0.897	0.622	0.081
10%	0.6810	1.4510	1.0015	0.1899	0.6570	1.6880	1.3086	0.2556	0.502	0.899	0.622	0.081
12%	0.6720	1.4490	1.0014	0.1916	0.6660	1.6640	1.3227	0.2365	0.501	0.893	0.622	0.082
14%	0.6780	1.4470	0.9953	0.1888	0.6620	1.6340	1.3480	0.2024	0.501	0.889	0.621	0.081

Tableau 3.5 Les valeurs de l'exposant α_1 .

RSB	Filtrage adaptatif				filtrage par EMD				filtrage dans l'espace des phases			
	Min	Max	Moyenne	STD	Min	Max	Moyenne	STD	Min	Max	Moyenne	STD
1%	0.2540	0.9820	0.4753	0.1317	0.2790	0.6650	0.4459	0.0975	0.1650	0.5030	0.2866	0.0803
2%	0.2620	0.9800	0.4758	0.1322	0.3040	0.6650	0.4501	0.0890	0.1650	0.5040	0.2866	0.0805
3%	0.2640	0.9830	0.4759	0.1341	0.3030	0.6640	0.4491	0.0890	0.1650	0.5060	0.2866	0.0802
4%	0.2620	0.9830	0.4776	0.1337	0.3000	0.6610	0.4425	0.0937	0.1650	0.5040	0.2865	0.0804
5%	0.2600	0.9850	0.4772	0.1319	0.3020	0.6620	0.4486	0.0922	0.1660	0.5060	0.2874	0.0804
6%	0.2580	0.9920	0.4747	0.1329	0.3000	0.6680	0.4429	0.0964	0.1650	0.5070	0.2866	0.0806
8%	0.2610	0.9870	0.4794	0.1343	0.2820	0.6660	0.4489	0.0922	0.1620	0.5040	0.2871	0.0798
10%	0.2660	0.9890	0.4761	0.1303	0.2920	0.6620	0.4494	0.0910	0.1660	0.5070	0.2871	0.0802
12%	0.2580	0.9810	0.4744	0.1298	0.2980	0.6630	0.4553	0.0944	0.1620	0.5070	0.2870	0.0800
14%	0.2660	0.9590	0.4777	0.1278	0.2570	0.6560	0.4492	0.0933	0.1680	0.5000	0.2874	0.0797

Tableau 3.6 Les valeurs de l'exposant α_2 .

RSB	Filtrage adaptatif				filtrage par EMD				filtrage dans l'espace des phases			
	Min	Max	Moyenne	STD	Min	Max	Moyenne	STD	Min	Max	Moyenne	STD
1%	0.0000	8.3620	2.8251	2.0247	0.0000	4.2430	2.5323	1.0223	2.591	2.941	2.833	0.074
2%	0.0000	5.9770	2.7829	1.6551	0.9600	6.1810	3.0886	1.1471	2.599	2.945	2.834	0.075
3%	0.0000	5.0890	2.4043	1.5959	0.0000	7.0950	3.0024	1.4228	2.603	2.957	2.834	0.072
4%	0.0000	6.0870	2.5734	1.6019	0.0000	6.8100	3.1917	1.3295	2.601	2.948	2.834	0.072
5%	0.0000	9.8590	3.6543	2.6880	0.0000	9.6810	3.1170	1.5824	2.619	2.961	2.840	0.071
6%	0.0000	6.9380	2.3541	1.7090	0.0000	6.4420	3.1031	1.3046	2.610	2.933	2.835	0.071
8%	0.0000	8.2060	3.0016	2.0805	1.3090	9.1990	3.4311	1.6401	2.601	2.957	2.845	0.074
10%	0.0000	7.4620	2.8534	2.0123	0.0000	5.8490	3.0155	1.1974	2.523	2.958	2.831	0.079
12%	0.0000	9.3160	2.9390	2.0899	0.0000	4.7850	2.9748	1.1412	2.491	2.953	2.823	0.082
14%	0.0000	8.8670	2.9442	1.9558	0.0000	7.5510	3.2052	1.3410	2.443	2.971	2.825	0.087

Tableau 3.7 Les valeurs de l'exposant D2 .

RSB	Filtrage adaptatif				filtrage par EMD				filtrage dans l'espace des phases			
	Min	Max	Moyenne	STD	Min	Max	Moyenne	STD	Min	Max	Moyenne	STD
1%	-1.328	-0.189	-0.487	0.275	-0.784	-0.029	-0.187	0.159	-2.296	-0.209	-0.864	0.580
2%	-1.289	-0.191	-0.484	0.269	-0.782	-0.032	-0.191	0.191	-2.501	-0.207	-0.852	0.566
3%	-1.334	-0.190	-0.488	0.276	-0.773	-0.035	-0.205	0.188	-2.302	-0.211	-0.868	0.574
4%	-1.475	-0.163	-0.480	0.268	-0.803	-0.011	-0.206	0.188	-2.331	-0.210	-0.865	0.584
5%	-1.341	-0.204	-0.515	0.289	-0.798	-0.024	-0.218	0.204	-2.427	-0.215	-0.878	0.615
6%	-1.250	-0.190	-0.483	0.259	-0.914	-0.028	-0.209	0.205	-2.383	-0.211	-0.890	0.598
8%	-1.361	-0.158	-0.536	0.312	-0.802	0.011	-0.201	0.190	-2.450	-0.211	-0.897	0.636
10%	-1.154	-0.189	-0.469	0.263	-0.889	-0.021	-0.206	0.208	-2.425	-0.219	-0.882	0.611
12%	-1.220	-0.193	-0.473	0.249	-0.970	0.078	-0.218	0.253	-2.497	-0.157	-0.891	0.626
14%	-1.193	-0.219	-0.542	0.303	-0.743	0.016	-0.176	0.177	-2.153	-0.244	-0.843	0.526

Tableau 3.8 Les valeurs de l'exposant LLE .

Les figures 3.12 révèlent respectivement l'influence du filtre adaptatif, du filtrage par EMD et celle du filtrage par espace des phases sur l'entropie approximative.

D'après la figure 3.12, on constate que le filtre adaptatif a introduit une diminution dans les valeurs de l'entropie approximative. Cette conclusion reste valable pour les différents rapports signal sur bruit. Par contre, les deux autres techniques, ont engendré une augmentation dans les valeurs de l'entropie approximative. Ceci implique que la première technique rend les segments de la VRC plus réguliers tandis que les deux autres méthodes introduisent une irrégularité dans ces segments. L'irrégularité introduite est plus remarquable dans les signaux VRC dans le cas de la troisième technique.

Cependant, des constatations contraires peuvent être faites dans le cas de l'entropie échantillonnée. La première méthode, celle basée sur le filtre adaptatif, mène à une augmentation dans les valeurs de SampEn et les autres méthodes causent une diminution de ses valeurs (Fig. 3.13).

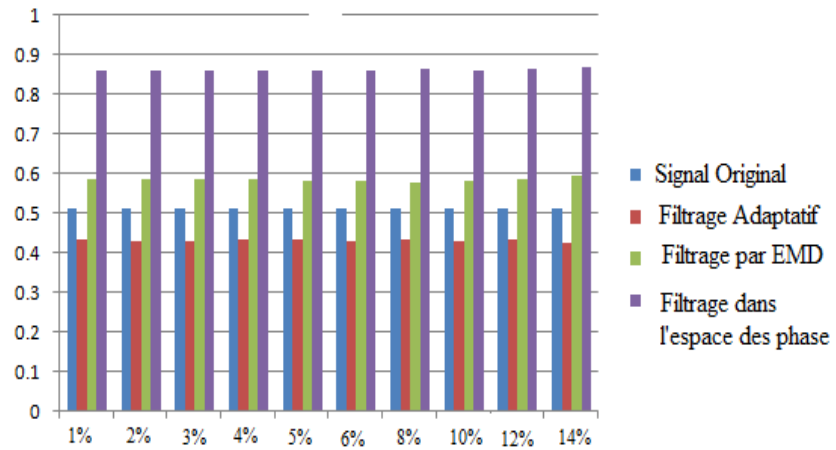


Figure 3.12 Influence des trois méthodes de filtrage sur l'estimation de l'AppEn.

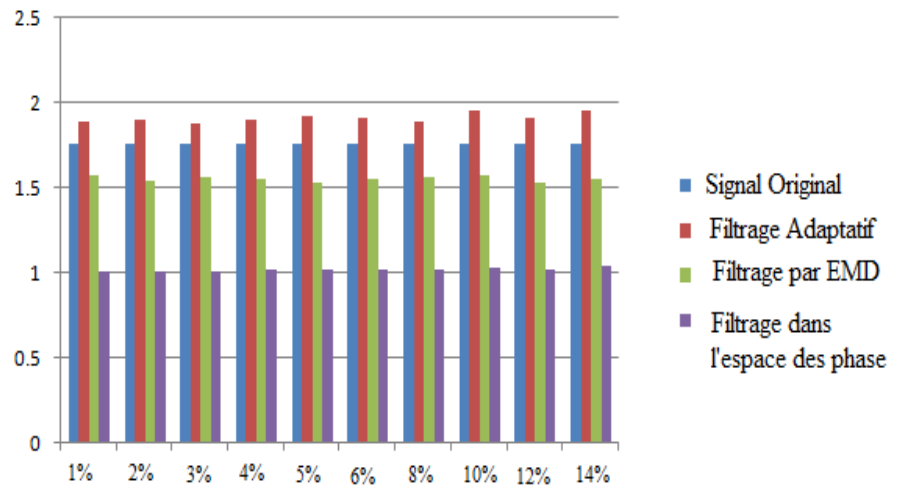


Figure 3.13 Influence des trois méthodes de filtrage sur l'estimation de l'SampEn.

Les résultats obtenus montrent que les deux exposants α_1 et α_2 sont influençables par la technique de filtrage choisie. Les effets des trois approches de débruitage sur ces exposants sont illustrés sur les figures 3.14 et 3.15, respectivement. Lorsque les segments de la VRC sont subis à un débruitage par un filtre adaptatif, la valeur du premier exposant α_1 augmente. Le même effet a été remarqué dans le cas d'un filtrage par décomposition modale. Contrairement aux deux premières techniques, la troisième approche de filtrage conduit à une diminution des valeurs de cet exposant. Dans le cas de l'estimation de α_2 , l'influence des deux premières méthodes est similaire puisque les valeurs de ce deuxième exposant sont élevées par rapport à celles mesurées à partir des signaux originaux. La troisième méthode conduit à une diminution de α_2 .

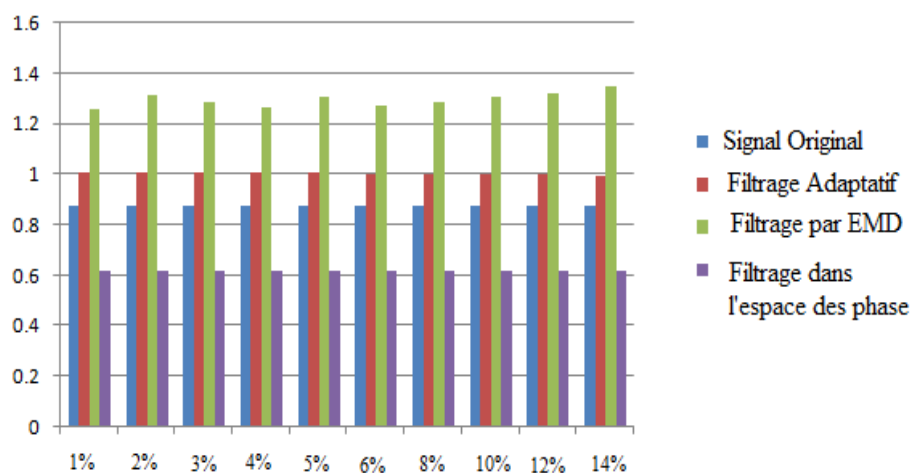


Figure 3.14 Influence des trois méthodes de filtrage sur l'estimation de α_1 .

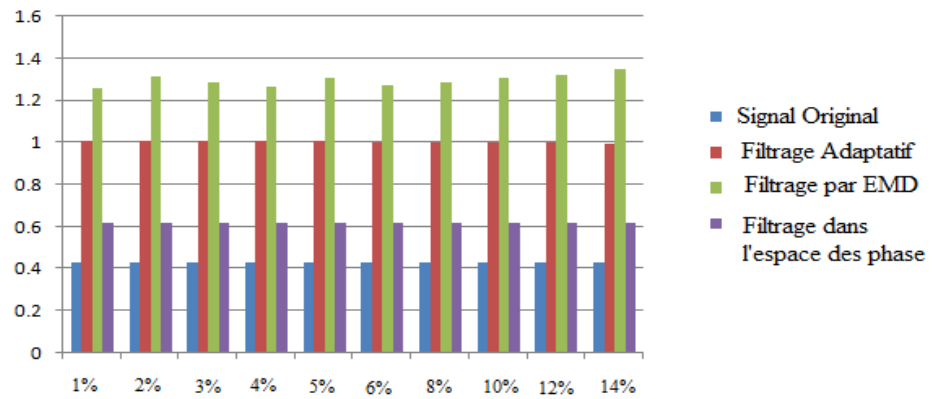


Figure 3.15 Influence des trois méthodes de filtrage sur l'estimation de α_2 .

L'étude faite montre que l'estimation de la dimension de corrélation D2 est aussi influencée par le type du filtrage utilisé. Ces influences sont représentées sur la figure 3.16. En réalité, l'effet du filtre adaptatif sur cet indice n'est pas clair. La méthode introduit une augmentation de D2 dans le cas des signaux VRC contaminés avec des bruits ayant des RSB de 8%, 12% et 14%. Une diminution de D2 a été observée dans les autres cas. Par contre, et à l'exception des signaux avec un RSB de 1%, le filtrage par décomposition modale mène à une diminution des valeurs de la dimension de corrélation. L'effet du filtrage dans l'espace de phases est semblable à celui de la deuxième méthode. Ainsi, les deux méthodes rendent plus réguliers les signaux de la VRC.

L'estimation de l'exposant de Lyapunov montre qu'une augmentation dans les valeurs de ce dernier a été observée lors d'un filtrage basé sur la première et la deuxième méthode alors qu'une diminution a été constatée lors d'un filtrage dans l'espace des phases (Fig3.17).

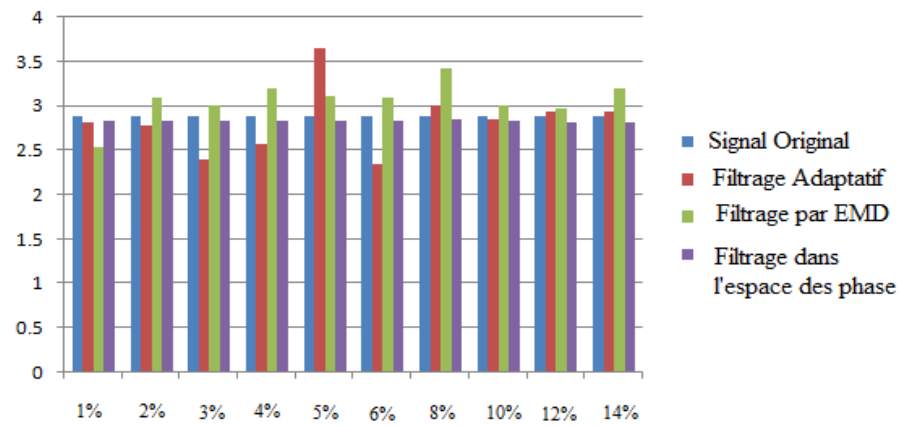


Figure 3.16 Influence du filtre adaptatif sur l'estimation de D_2 .

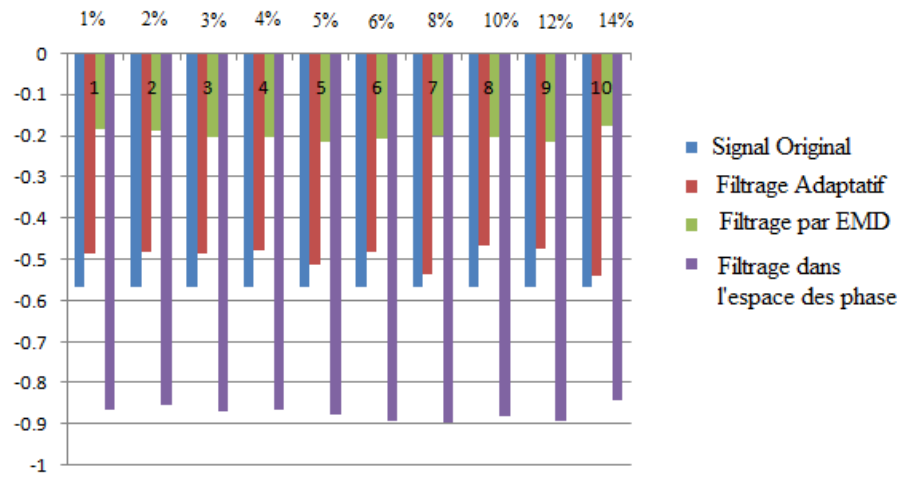


Figure 3.17 Influence du filtre adaptatif sur l'estimation de LLE .

3.3.2.3 Discussion

Dans le but de correctement analyser les signaux de la VRC, et avant l'estimation des indices non linéaires, une opération de filtrage est souvent faite. Plusieurs méthodes de débruitage ont été développées. Souvent l'évaluation de ces techniques est faite à travers certains paramètres tels que le rapport signal sur bruit et l'erreur des moindres carrés, comme il était signalé auparavant. L'influence de ces méthodes sur les indices non linéaires est rarement mentionnée, et si c'est le cas, seulement l'effet de ces techniques sur des attracteurs bien connus, tel que l'attracteur de Hénon, est indiqué. Mais quelle est l'influence de ces techniques sur la variabilité du rythme cardiaques ? Afin de répondre à cette question, l'étude précédente a été faite. Les résultats obtenus montrent qu'un filtre adaptatif a introduit une diminution dans les valeurs de l'entropie approximative et une augmentation dans celles de l'entropie échantillonnée. En réalité, ces résultats contradictoires sont dus à la robustesse de ces deux indices non linéaires et non pas à la méthode de filtrage elle-même. En effet, l'entropie échantillonnée est plus robuste par rapport à l'entropie approximative. Cette robustesse est liée à l'effet que les séquences ne sont pas comparées à elles-mêmes dans l'estimation du SampEn. En plus, la sélection de la tolérance r et le nombre des échantillons, qui contient la série temporelle, jouent un rôle important dans l'estimation des indices. Dans notre étude, ces deux paramètres sont fixés à 0.2 et 1000, respectivement. D'autres choix de ces deux paramètres peuvent mener à des conclusions différentes. L'étude a révélé que cette technique de filtrage rend les valeurs des deux exposants α_1 et α_2 plus élevées par rapport à celles des signaux VRC originaux. Après filtrage, le premier exposant tend vers 1. Cela implique que les segments VRC sont très corrélés sur des périodes courtes. Par contre, ils apparaissent décorrélés sur des longues périodes puisque α_2 tend vers 0.47. En effet, cette corrélation des

segments VRC est due au choix adéquat des valeurs qui remplacent celles des intervalles RR bruités. ces valeurs choisies entre $\mu_a(i) - \frac{1}{2}\sigma_a(i)$ et $\mu_a(i) + \frac{1}{2}\sigma_a(i)$, empêchent d'introduire des irrégularités dans les signaux de la variabilité cardiaque[26]. Cette propriété représente une des avantages du filtrage adaptatif. La simplicité de la méthode, l'habileté du filtre à adapter spontanément ces coefficients et son utilisation dans les enregistrements de longues durées, représentent d'autres avantages du filtre adaptatif [35].

L'étude qui a été fait révèle aussi l'influence du filtrage basé sur la décomposition modale. Selon les résultats obtenus, la décomposition modale diminue les valeurs de l'entropie échantillonnée et augmente celles de l'entropie approximative. En plus, elle semble inappropriée pour filtrer les signaux de la VRC si une estimation de α_1 est souhaitée. La méthode produit une faible erreur sur l'estimation de α_2 . De plus, les valeurs de la dimension de corrélation sont plus élevées dans le cas des intervalles RR filtrés par EMD que celles des signaux originaux. Dans certains cas, l'intégrale de corrélation n'atteint sa saturation que lorsque les séries temporelles soient filtrées [36].

En effet, ces erreurs introduites par la décomposition modales sont liées à deux inconvénients majeurs de la technique. Le premier inconvénient est le problème de bord. Ce problème se pose dans les deux extrémités de la série temporelle. Plus précisément, le problème se pose lors de l'interpolation du premier ou du dernier maximum¹. Cette interpolation est nécessaire pour avoir l'enveloppe supérieure. Cette limitation cause une divergence aux extrémités des FIMs et par conséquent une déformation de la série temporelle reconstruite [37].

¹ Le problème se pose aussi en cas du premier et du dernier minimum.

L'erreur peut se propager d'une FIM à une autre ce qui influe considérablement sur le signal filtré. Plusieurs méthodes ont été proposées pour palier ce problème [38-40]. Des descriptions succinctes de ces méthodes sont données par [37].

Un deuxième problème qui peut être rencontré lors d'un filtrage basé sur la décomposition modale, est la discrimination entre les FIMs non bruitées et celles qui contiennent des bruits. Cette discrimination se fait souvent en choisissant un critère de sélection, défini expérimentalement sans une formulation mathématique exacte. En effet, ce problème se pose clairement dans les premières FIMs ou les composantes de hautes fréquences du signal utile et celles des bruits existent simultanément. Une approche basée sur l'aspect énergétique des ces fonctions, telle que celle proposée par [41], n'arrivent pas à résoudre correctement le problème puisque dans les FIMs des premiers niveaux, l'énergie du signal utile et celle du bruit sont de même grandeur. Récemment, d'autres critères ont été proposés [42-44]. Le critère utilisé dans l'algorithme décrit par [27], et qui est évalué dans la présente étude, est basée sur la DFA. Ce critère est basé sur les corrélations temporelles qui existent dans les enregistrements de la VRC. Ce critère est performant par rapport à l'exposant de Hurst et la méthode est plus très robuste notamment dans le cas de forts bruits. Cependant, le critère adopté dans cette méthode souffre de quelques limitations. En plus du problème cité auparavant, c'est à dire le problème des hautes fréquences du signal dans la première FIM, un autre problème se pose : c'est le calcul de l'exposant α . En effet, le calcul de cet exposant nécessite la détermination de la région linéaire dans le tracé de $\log(f(n))$ en fonction de $\log(n)$. Il n'est pas évident de déterminer correctement cette région notamment lorsqu'un bruit est présent. Par conséquence, une fausse détermination de cette région rend inefficace d'utiliser l'exposant α come un critère de discrimination. En plus, les séries temporelles ont un comportement dynamique qui change d'une échelle à une autre

[45]. Plusieurs solutions ont été proposées pour résoudre ce problème tel que celle récemment proposée par [46]. Ces limitations, dans certains cas, rendent l'estimation des indices non linéaires difficile.

Les méthodes basées sur l'espace des phases sont présumées d'être plus robustes par rapport aux autres techniques classiques. Toutefois, selon les résultats obtenus, la méthode est moins performante par rapport aux deux autres méthodes, à l'exception dans l'analyse de la dimension de corrélation. En réalité, la méthode a trois inconvénients majeurs, dont la valeur du seuil ϵ apparait la plus importante. En effet, la distance seuil ϵ doit prendre une valeur selon la sévérité du bruit : plus ce dernier est important plus le seuil ϵ est grand. Cependant, dans la méthode proposée la distance seuil est fixe. Afin de palier ce problème, certaines solutions ont été suggérées telles que celles proposées par [47].

Le temps d'exécution et la complexité algorithmique représentent les deux autres limitations et qui rendent impossible d'utiliser cette méthode en temps réel.

3.4 Conclusion

Ce chapitre a été consacré pour l'étude de l'effet du bruit sur l'estimation des indices non linéaires. D'après, ce qu'on a obtenu, la présence des bruits peut largement influencer l'estimation de ces indices. Ceci nécessite alors une opération de filtrage avant toute analyse basée sur ces paramètres. Cependant comme il a été montré à travers les résultats obtenus, certaines techniques du filtrage, à leurs tours, produisent des erreurs lors de l'estimation des indices extraits du signal de la VRC. Ces résultats ont montré que le filtre adaptatif introduit moins d'erreurs. Ce filtre sera utilisé pour filtrer les signaux VRC, en vue de l'analyse

non linéaire des intervalles du signal ECG. Ce qui va être discuté dans les chapitres suivants.

Références

1. Aktaruzzaman MD, Sassi R. Parametric estimation of sample entropy in heart rate variability analysis. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2014;14 141–7.
2. Rajendra Acharya U, Oliver F, Nahrizul AK, Jasjit SS, Wenwei Y. Automated identification of normal and diabetes heart rate signals using nonlinear measures. *Computers in Biology and Medicine*. 2013;43:1523–9.
3. Costa M, Goldberger A L and Peng C K, "multiscale entropy analysis of complex physiologic time series", *Phys. Rev. Lett.* , Vol. 89, pages: 68-102, 2002.
4. Juha S,Perkiomaki M D,Timo H,Makikallio M D and Heikki V ,"Fractal and complexity measures of the heart rate variability" ,*Clinical and Experimental Hypertension*, vol 2, pp 149-158,2005.
5. Elif Derya Ubeyli ," Detecting variabilities of ECG signals by Lyapunov exponents", *Neural Comput & Applic* , vol. 18, pp 653–662, 2009
6. Ko Keun Kim , Yong Gyu Lim , Jung Soo Kim , Kwang Suk Park," Effect of missing RR-interval data on heart rate variability analysis in the time domain", *Physiological Measurements* , Vol. 28 ,pp. 1485–1494,2007.
7. Ko Keun Kim , Jung Soo Kim , Yong Gyu Lim, Kwang Suk Park," The effect of missing RR-interval data on heart rate variability analysis in the frequency domain", *Physiological Measurements* , Vol. 30 ,pp. 1039–1050,2009.
8. Ko Keun Kim,Hyun Jae Baek, Yong Gyu Lim, Kwang Suk Park," effect of missing RR-interval data on nonlinear heart rate variability analysis", *Computer methods and programs in biomedicine*, Vol. 106,pp. 210-218,2012.
9. Antonio Molina Picó , David Cuesta Frau , Pau Miró Martínez ,Sandra Oltra Crespo , Mateo Aboy, " Influence of QRS complex detection errors on entropy algorithms: Application to heart rate variability discrimination", *Computer methods and programs in biomedicine*, Vol. 11,pp. 2-11,2013.

10. Ycoub Bazi, Haikel Hichri, Naif Alajlan, Nassim Ammour," premature ventricular contraction arrhythmia detection and classification with Gaussian process and S transform", Fifth international conference on computational intelligence , communication systems and networks, pages 36-41,2013.
11. Peng Li, Chengyu Liu, Xinpei Wang, Dingchang Zheng , Yuanyang Li, Changchun Liu," A low complexity data adaptive approach for premature ventricular contraction recognition", Signal,Image and video processing , 8(2014) 111-120.
12. Chengyu Liu, Peng Li, Yatao Zhang, Yuan Zhang, Changchun Liu, Shoushui Wei ,"A Construction Method of Personalized ECG Template and Its Application in Premature Ventricular Contraction Recognition for ECG Mobile Phones", World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, IFMBE Proceedings Volume 39, , pages 585-588,2013.
13. Massachusetts Institute of Technology. MIT-BIH ECG database. Téléchargeable à partir du site : <http://ecg.mit.edu/>
14. B. Singh, D. Singh, A.K. Jaryal, K.K. Deepak, Ectopic beats in approximate entropy and sample entropy-based HRV assessment, International Journal of Systems Science, 43 (2011) 884-893.
15. A. Molina-Picó, D. Cuesta-Frau, M. Aboy, C. Crespo, P. Miró-Martínez, S. Oltra-Crespo, Comparative study of approximate entropy and sample entropy robustness to spikes, Artificial Intelligence in Medicine, 53 (2011) 97-106.
16. S.M. Pincus, A.L. Goldberger, Physiological time-series analysis: what does regularity quantify?, The American journal of physiology, 266 (1994) H1643-1656.
17. S.M. Pincus, W.-M. Huang, Approximate entropy: Statistical properties and applications, Communications in Statistics - Theory and Methods, 21 (1992) 3061-3077.
18. B. Singha, G. Singh, Evaluation of Multiscale Entropy based HRV for Ectopic Beats, in: Information Technology: New Generations (ITNG), 2013 Tenth International Conference on, 2013, pp. 706-711.
19. T.H. Tarkiainen, T.A. Kuusela, K.U. Tahvanainen, J.E. Hartikainen, P. Tiittanen, K.L. Timonen, E.J. Vanninen, Comparison of methods for editing of ectopic beats in measurements of short-term non-linear heart rate dynamics, Clinical physiology and functional imaging, 27 (2007) 126-133.
20. M.A. Peltola, T. Seppanen, T.H. Makikallio, H.V. Huikuri, Effects and significance of premature beats on fractal correlation properties of R-R interval dynamics, Annals of noninvasive electrocardiology : the official journal of the International Society for Holter and Noninvasive Electrocardiology, Inc, 9 (2004) 127-135.

21. A. Serletis, A. Shahmoradi, D. Serletis, Effect of noise on estimation of Lyapunov exponents from time series, *Chaos, Solutions and Fractal*, 32 (2007) 883-887.
22. M.A. Salo, H.V. Huikuri, T. Seppanen, Ectopic beats in heart rate variability analysis: effects of editing on time and frequency domain measures, *Annals of noninvasive electrocardiology : the official journal of the International Society for Holter and Noninvasive Electrocardiology, Inc*, 6 (2001) 5-17.
23. Chengyu L, Liping L, Lina Z, Dingchang Zheng P L (2012) A combination method of improved impulse rejection filter and template matching for identification of anomalous intervals in RR sequences. *Journal of medical and biological engineering* 32: 245-250
24. McNames J, Thong T, Aboy M (2004) Impulse rejection filter for artifacts removal in spectral analysis of biomedical signals. *conf. Proc. IEEE Eng. Med. Bio.Soc* 1: 145-148
25. Wessel Niels, Voss Andreas, Hagen Malberg, Christine Ziehmman, Henning U. Voss, Alexander Schirdewan, Udo Meyerfeldt and Jurgen Kurths (2000) Nonlinear analysis of complex phenomena in cardiological data. *Herzschr Elektrophys* 11: 159-173
26. Ahmet Mert and Aydin Akan (2014) Detrended fluctuation thresholding for empirical mode decomposition based denoising. *Digital signal processing* 32:48-56.
27. Thomas Schreiber (1993) Extremely simple nonlinear noise-reduction method. *Physic Review E*. 47(4):2401-2404.
28. Constantino A. Garcia, Abraham Otero, Xosé Vila and David G. Marquez (2013) A new algorithm for wavelet based heart rate variability analysis. *Biomedical signal processing and control* 8:542-550.
29. Ming-rong Ren, Pu Wang and Hui-qing Zhang (2008) Nonlinear local projection technique for ECG , *The 2nd international conference on bioinformatics and biomedical Engineering*, 2195-2198.
30. Wang Mingda, Zhang Laibin, Liang Wei and Duan Lixiang (2010) Research on noise reduction for chaotic signals based on the adaptive local projection approach. *International conference on measuring technology and mechatronics automation*: 215-218.
31. N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N. Yen, C. C. Tung, H. H. Lui (1998) The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis. *Proc. R. Soc. A*. 454:903-995.

32. Wiltod Orzeszko (2008) The new method of measuring the effects of noise reduction in chaotic data. *Chaos, Solitons and Fractals* 38:1355-1368.
33. Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng C-K, Stanley H.E (2000) Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. *PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Circulation* 101(23):e215-e220
34. Laurita Dos Santos, Joaquim J. Barroso, Albert E. N. Macau and Moacir F de Godoy (2013) application of an automatic adaptive filter for heart rate variability analysis. *Medical Engineering and Physics*, 35: 1778-1785.
35. Maria G. Signorini, Fabrizio Marchetti and Sergio Cerutti (2001) Applying nonlinear noise reduction in the analysis of the heart rate variability. *Engineering and biology magazine* 20 (2):59-68.
36. Tao Xiong, Yukun Bao and Zhongyi Hu (2014) Does restraining end effect matter in EMD-based modeling framework for time series prediction? Some experimental evidences. *Neurocomputing* 123:174-184.
37. G. Rilling, P Flandrin, P. Gonçalvès (2003) On empirical mode decomposition and its algorithms. *Workshop on nonlinear signal and image processing, IEEE*, pp 1-5.
38. M. Datig and T. Schlurmann (2004) Performances and limitations of the Hilbert Huang transform(HHT) with an application to irregular water waves. *Ocean Engineering* 31:1783-1834.
39. R Rato, M. Ortigueira and A. Batista (2008) on the HHT, its problems and some solutions. *Mechanical Systems and signal processing* 22: 1374-1394.
40. Z Wu, and NE Huang, A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method. *Pro R Soc Math Phys Eng Sci* 460,1597-1611,2004.
41. Ayenu Prah A, Attoh Okine N. A criterion for selecting Relevant intrinsic mode functions in empirical mode decomposition. *Advances in adaptive data analysis*. 2010;2:1-24.
42. Boudraa AO, Cexus JC. EMD-based signal filtering. *IEEE trans Instrum meas.* 2007;56:2196-202.
43. Komaty A, Boudraa AO, Augier B, Daré Emzivat D. EMD-based filtering using similarity measure between probability density functions of IMFs *IEEE trans Instrum meas.* 2014;63:27-34.
44. Jan Kantelhardt W, Koscielny Bunde E, Henio Rego HA, Shlomo H, Bunde A. Detecting long range correlation with detrended fluctuation analysis. *Physica A*. 2001;295:441-54.

45. Gulich D, Zunino L. A criterion for the determination of optimal scaling ranges in DFA and MF-DFA. *Physica A*. 2014;397:17-30.
46. Mingda W, Laibin Z, Liang W, Lixiang D. Research on the noise reduction for chaotic signals based on the adaptive local projection approach. In: IEEE, editor. *Conference on measuring technology and mechatronics Automation* 2010: 215-8.

Chapitre 4

The Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG:

Etat de l'art

4.1 Introduction

De nombreux systèmes naturels adoptent un comportement non linéaire. Le cœur ne fait pas l'exception de cette règle. En effet, plusieurs mécanismes interagissent pour qu'ils permettent au cœur de s'adapter à l'environnement et aux différentes conditions physiques. Par conséquent, l'activité du cœur engendre un processus non linéaire. Ceci explique la tendance des chercheurs à utiliser les méthodes non linéaires dans l'analyse du signal de la variabilité du rythme cardiaque (VRC).

Ce signal a été traditionnellement étudié par les méthodes temporelles et fréquentielles [1]. Les méthodes temporelles se basent sur l'extraction des paramètres statistiques de la VRC, telles que la moyenne et la variance, ou sur une estimation des différences temporelles entre les différents intervalles RR, telles que l'indice pNN50. La première utilisation de ces paramètres est datée en 1930 [2]. Tableau 4.1 regroupe certains de ces indices. Malheureusement, ces paramètres sont très sensibles à la présence des bruits ainsi qu'à la longueur de la série temporelle. En plus, ils ne permettent pas de traduire correctement les

dynamiques du signal.

Les techniques fréquentielles s'appuient sur l'estimation, par des méthodes paramétriques ou non paramétriques, du spectre du signal de la VRC. En réalité, ce dernier est subdivisé en des bandes fréquentielles supposées d'intérêt clinique. Ces bandes fréquentielles ainsi que leurs significations physiologiques sont illustrées sur le tableau 4.2.

Malgré que ces indices ont été efficacement appliqués à la reconnaissance de certaines anomalies cardiaques [3-4], ils ne décrivent que partiellement l'activité du cœur. Ceci revient à la nature non linéaire de cette activité. En plus, certains auteurs ont mentionné que cette activité est chaotique [5]. Les techniques non linéaires sont supposées plus efficaces pour décrire les interactions du cœur avec l'environnement externe, l'influence des autres facteurs (tel que la respiration) et la nature multi-fractale et multi-échelles de l'activité cardiaque.

Paramètres	Unités	Description
SDNN	ms	Variance des intervalles NN
SDANN	ms	Variance moyennes mesuré à partir des intervalles NN de 5-minutes
RMSSD	ms	Racine carré des différences entre les intervalles NN successifs.
RMSSD	ms	Racine carré des différences entre les intervalles RR.
SDRR	ms	Variance des intervalles RR.
pNN50	%	Pourcentage des intervalles NN successive séparés de plus de 50 ms.
SDSD	ms	Variance entre intervalles NN adjacents.

Tableau 4.1 les paramètres temporels

Paramètres	Bande fréquentielle	Description
Fréquences très basses (VLF)	< 0.04	Effets de la thermo régularité and émotions négatives
Basses fréquences	0.04-0.15	Effet sympathique et la respiration.
Haute fréquence	0.15-0.4	Effet parasympathique
Rapport LF/HF		Rapport entre l'effet sympathique et parasympathique

Tableau 4.2 les paramètres fréquentiels

Ce chapitre représente une synthèse bibliographique des différents travaux dédiés à l'analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG. Les travaux scientifiques de cette synthèse sont rapportés selon les techniques utilisées. Les avantages et les inconvénients de chaque technique sont aussi signalés, et les solutions proposées pour palier leurs limitations sont mentionnées. Certaines notions citées dans le deuxième chapitre sont reprises, pour mieux apprécier certains d'autres concepts mentionnés dans le présent chapitre.

4.2 Analyse des intervalles ECG par l'entropie approximative et échantillonnée.

Les entropies approximative et échantillonnée sont deux paramètres qui mesurent la complexité d'un système. Proposées initialement par respectivement Pincus et J. S. Richman et J. R. Moorman [6-7], ces deux paramètres sont largement utilisés pour quantifier la régularité des signaux physiologiques. Extraite de la référence [8], la figure 4.1 illustre le nombre des travaux cités dans PubMed et qui exploitent ces deux indices.

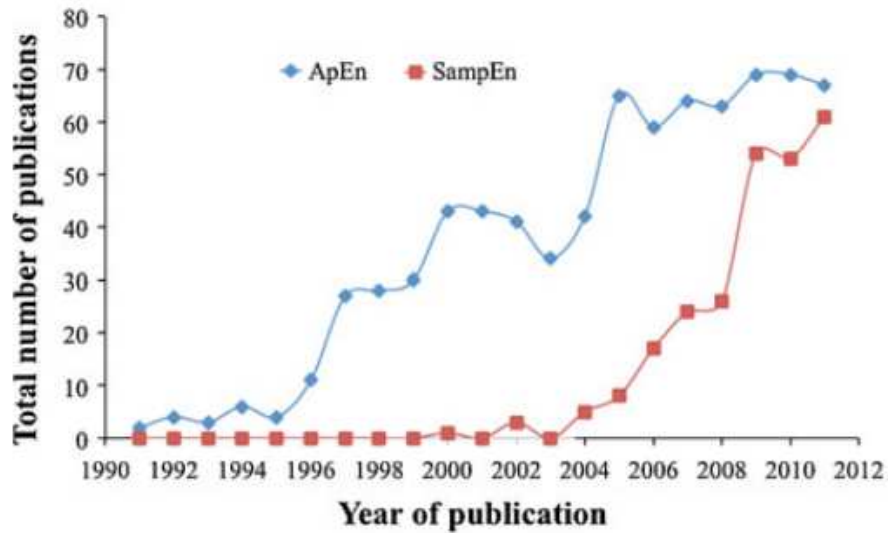


Figure 4.1 Utilisation de l'entropie approximative et échantillonnée [8]

Les deux paramètres permettent de quantifier la régularité ou l'irrégularité des séries temporelles mieux que les indices statistique tels que la moyenne ou la variance. Plus d'informations « cachées » sont alors extraites par le biais de ces deux indices. Les travaux de Shin D. G. et al. [9] confirme cette constatation. En effet, les auteurs ont mentionné que l'entropie échantillonnée a permis une meilleure prédiction des débuts de la fibrillation auriculaire que celle obtenue par les indices temporels et fréquentiels tels que SDNN, RMSSD, pNN50, LF et HF. Une autre application concrète de l'entropie échantillonnée dans la vie clinique a été indiquée dans [10]. En effet, après le bombardement du marathon de Boston le 15 avril 2013, et face au nombre assez élevé des blessés, l'entropie échantillonnée a été exploitée afin de mesurer le degré de sévérité de

traumatismes des blessés et par conséquent le nombre et la nécessité d'une intervention chirurgicale. Après leur arrivé, des enregistrements ECG de 10 minutes de ces blessés ont été faits. Cette tâche a été accomplie par un moniteur cardiaque équipé d'un logiciel permettant de calculer l'entropie échantillonnée en temps réel. Cette dernière a été calculée en utilisant 200 battements successifs. Les résultats obtenus révèlent une forte négative corrélation entre l'entropie échantillonnée et la sévérité de la blessure, le nombre des blessures et le nombre d'interventions chirurgicales nécessaires. Une telle application montre l'importance de ces deux types d'entropies dans la vie clinique.

Dés son apparition l'entropie approximative c'est imposée comme un outil très efficace dans la reconnaissance des anomalies cardiaques. Vikman et al. [11] ont affirmé qu'elle peut être utilisée pour prédire la fibrillation auriculaire(FA). Les auteurs ont constaté qu'une diminution progressive de l'entropie approximative aura lieu avant le déclenchement de la FA. Cette diminution commence bien avant (environ 120 mn) le début de la FA. De même, Schuckers [12] a montré que ce paramètre non linéaire joue un rôle important dans la discrimination de la fibrillation ventriculaire et que le taux de classification de cette dernière peut être amélioré si cet indice est utilisé. La complexité imposée par la présence d'une fibrillation ventriculaire est plus élevée par rapport à celle engendrée par une tachycardie ventriculaire. Malheureusement, la crédibilité des résultats signalés dans ce dernier travail, est faible à cause du nombre réduit des patients intervenant dans la validation de ces résultats. L'algorithme proposé n'arrive pas à faire une distinction correcte entre les FV et les TV lorsque le rythme cardiaque dépasse 240 battements par minute.

L'entropie approximative a été aussi utilisée pour apprécier l'effet des activités physiques sur des sujets sains et d'autres ayant une anomalie cardiaque coronarienne [13]. Trente deux

sujets sains (premier groupe) et 35 personnes souffrant d'une anomalie coronarienne (deuxième groupe) interviennent dans cette étude. Les deux groupes subissent à deux activités physiques différentes. En premier lieu, les deux groupes participent à une activité orthostatique. Le deuxième test consiste à utiliser une bicyclette ergométrique. Les signaux ECG sont enregistrés et ceux de la variabilité cardiaques sont subséquemment générés. Une fois ces signaux sont obtenus, les extrasystoles sont détectées et filtrées. Les signaux de la VRC sont ensuite fragmentés en des segments de 200 battements cardiaques. Le test de Kolmogorov-Smirnov est exploité pour vérifier la stationnarité de ces segments. Pour chaque groupe et chaque test physique, l'entropie approximative et la dimension de corrélation sont calculées. Les résultats obtenus ont montré que le premier type de l'activité physique n'influe pas sur les valeurs de l'entropie approximative et la dimension de corrélations. Cette remarque est valable dans les deux groupes. Lors de la deuxième activité physique une chute remarquable dans les valeurs des indices non linéaires a été observée. En plus, les valeurs de l'entropie approximative et celle de la dimension de corrélation sont plus importantes dans le cas des sujets anormaux (ayant une maladie coronarienne) par rapport à celles des sujets sains. En effet, cette diminution dans la valeur de l'entropie approximative s'explique par une augmentation de l'effet sympathique lors de l'activité physique. Lorsqu'une anomalie est présente, la variabilité cardiaque devient plus régulière. Cette régularité implique une faible complexité qui se traduit par une faible valeur de l'entropie approximative [14]. Par contre, la complexité augmente après la méditation [15]. Dans la référence précédente, les auteurs ont affirmé qu'une augmentation dans les valeurs de l'entropie approximative a été observée après méditation. En réalité, cet accroissement dans la complexité s'interprète par une augmentation des effets nerveux autonomes.

L'entropie échantillonnée a été aussi plantureusement utilisée

dans la reconnaissance des anomalies cardiaques notamment la fibrillation auriculaire (FA). Cervigon R. et al. [16] ont exploité l'entropie échantillonnée pour prédire les FA récurrentes de celles non récurrentes. A cette fin, trente cinq patients souffrant d'une FA ont participé à cette étude. L'entropie échantillonnée a été calculé à partir de la VRC et à partir du signal traduisant l'activité auriculaire (AA). Les patients ont subis à un électrochoc afin de restaurer le rythme sinusal normal. Les signaux ECG ont été enregistrés après un mois qu'ils sont subi à l'électrochoc. Parmi les 35 patients, une fibrillation récurrente a été observée dans vingt patients ce qui représente un taux de 57.14%. Le signal traduisant l'activité auriculaire est obtenu à partir des signaux ECG en éliminant le complexe QRS et l'onde T. En effet, la dérivation V1 représente une amplitude assez élevée de la FA ce qui justifie le choix des auteurs pour cette dernière afin d'obtenir le signal de la AA. Cervigon R. et al. ont constaté que les valeurs de l'entropie échantillonnée, calculées à partir de la VRC, sont faibles dans le cas des patients avec une FA récurrente par rapport aux sujets dont le rythme sinusal normal a été maintenu. Une constatation opposée a été faite dans le cas des entropies échantillonnées obtenues à partir du signal de l'AA. Ceci implique que cette activité est plus régulière chez les patients ayant une fibrillation auriculaire non récurrente. Ces résultats montrent l'importance de l'entropie échantillonnée dans la prédiction de l'efficacité d'un électrochoc. Le signal de l'AA est aussi utilisé pour distinguer une fibrillation terminée d'une fibrillation non terminée fibrillation auriculaire paroxysmale [17]. Les auteurs ont calculé l'entropie échantillonnée du segment TQ. En effet, si une fibrillation aura lieu se segment, compris entre la fin de l'onde T et l'onde Q , est fortement différent de celui d'un ECG normal. Ceci explique pourquoi les auteurs ont utilisé se segment afin de prédire les deux types de la FA. Les résultats obtenus ont montré que les valeurs de l'entropie échantillonnée dans le cas des FA terminées sont plus faibles par rapport à celles des FA non terminées. Leur méthode apparait très efficace puisque une précision de 90% dans la distinction des types de la FA, a été révélée. Malheureusement,

elle est futile lorsque le rythme cardiaque dépasse 130 battements par minute. Les mêmes auteurs ont exploité une autre fois l'entropie échantillonnée mais cette fois-ci pour faire une discrimination entre une fibrillation auriculaire paroxysmale et celle persistante [18]. L'importance de leur étude vient de l'effet que cette distinction est faite en utilisant des signaux de la AA de courtes durées. Plus précisément, les auteurs ont utilisé des segments de 10 s pour discriminer les deux types de la FA. Les valeurs de l'entropie sont 0.0716 et 0.1080 dans respectivement le cas des FA paroxysmale et persistante. Ceci implique que l'activité auriculaire est plus organisée dans le premier type de la FA que celle du deuxième groupe. Les résultats obtenus par cette méthode non-invasive confirment ceux utilisant une méthode invasive obtenus par Ndrepepa et al. [19]. Cela montre l'importance des paramètres non linéaires dans la vie clinique et pratique. Dans le but de montrer la relation entre la FA et le système nerveux autonome, l'activité auriculaire et la variabilité de rythme cardiaque ont été exploités dans [20]. Les effets sympathiques et parasympathiques ont été analysés dans les deux types de la fibrillation auriculaire (paroxysmale et persistante). Les auteurs ont trouvé une augmentation dans la valeur de l'entropie échantillonnée dans le cas d'une fibrillation persistante par rapport à celle des sujets sains. En plus, une réduction dans l'effet sympathique a été aussi observée lorsque ce type d'anomalie est présent.

Autre que la fibrillation auriculaire, l'insuffisance cardiaque a été aussi analysée par l'entropie échantillonnée [21]. La présence de telle anomalie rend la variabilité cardiaque plus régulière. La valeur de l'entropie échantillonnée est plus élevée chez les sujets sains par rapport à celle des patients ayant une insuffisance cardiaque totale.

Un autre facteur qui rend la variabilité cardiaque moins complexe est l'âge. En effet, l'activité cardiaque est plus régulière chez une personne âgée qu'une personne jeune [21].

D'après ce qui précède, les entropies approximative et échantillonnée ont été appliquées avec succès dans la vie clinique. Mais, l'efficacité de ces deux indices dépend de plusieurs facteurs.

Le premier facteur qui influe sur les résultats obtenus par une analyse entropique est la présence du bruit. Déjà étudiée dans le chapitre précédent, la présence des battements ectopiques peut considérablement modifier les valeurs des entropies approximative et échantillonnée. Ceci explique pourquoi dans la plupart des cas, une élimination des ces battements est faite avant l'analyse de la VRC [13][21]. En effet, une mauvaise détection des ondes R ou une perte d'information due à un mauvais enregistrement peuvent aussi influencer sur l'efficacité et l'interprétabilité de ces deux indices [22]

En plus, l'analyse entropique est efficace seulement si un choix convenable de certains paramètres est fait. Ce choix a été brièvement discuté dans le deuxième chapitre.

En réalité, trois paramètres doivent être fixés lorsqu'une estimation des deux indices entropiques est souhaitée.

- Le premier paramètre est la longueur N de la série temporelle (le signal ECG ou un de ses intervalles dans notre cas). En effet, le choix de ce paramètre dépend de la disponibilité et la facilité d'enregistrement de ces séries temporelles. A titre d'exemple, en cas d'urgence, tel que celui vécu après le marathon de Boston [10], seulement des enregistrements de courte durée sont disponibles. Cette possibilité de mesurer les indices non linéaires à partir des séries temporelles de courte durée est très avantageuse. Plusieurs travaux récents ont exploité cette possibilité dans l'analyse non linéaire de la VRC [23-24].
- Un deuxième paramètre qui doit être fixé, est la tolérance r . Pincus [6] a mentionné que ce paramètre doit prendre une des valeurs de

l'intervalle $[0.1\sigma, 0.25\sigma]$. Ce choix est souvent adopté lors du calcul des entropies approximative et échantillonnée. Des travaux récents ont affirmé que ce choix n'est pas toujours convenable [21]. D'autres auteurs suggèrent de faire une prés-sélection de ce paramètre avant d'estimer les indices entropiques [13] [17-18]. Certains auteurs suggèrent de tester plusieurs valeurs de la tolérance et de choisir celle qui permet une meilleure discrimination entre les différents groupes. Malgré ces efforts, Le choix de ce paramètre reste difficile à faire.

- Le troisième paramètre qui peut influencer sur les résultats finaux, est la dimension m . En réalité, dans les plupart des cas, ce paramètre est égal à 2 ou 3 [25]. Son influence est moins considérable par rapport à N et r .

Pour mieux estimer l'effet de ces paramètres sur les entropies approximative et échantillonnée, ces deux paramètres ont été calculés en utilisant différentes valeurs de N et r .

En effet, des signaux de la VRC avec différentes longueurs ont été analysés. Les intervalles RR sont obtenus à partir de la base des enregistrements VRC de la banque « Physionet » [26]. Seulement, les intervalles RR représentant une variabilité normale de rythme cardiaque sont considérés dans notre étude. Autrement dit, seulement les intervalles RR qui correspondent à une fréquence entre 60 et 70 battements par minute sont pris en considération. En plus, ceux contenant des battements ectopiques sont exclus. Les signaux de le VRC sont divisés en des segments de 300, 500, 700, 900, 1000, 2000, 4000, 8000, 10000, 12000 et 140000 échantillons. Pour chacune de ces longueurs, les deux entropies sont estimées en fixant en premier lieu r à 0.25σ . La même étude est faite pour deux autres valeurs de r (0.10σ et 0.15σ).

Les résultats obtenus sont représentés sur les tableaux 4.3 et 4.4

et illustrés sur la figure 4.2.

En premier lieu, on souhaite étudier l'influence de la longueur de la série temporelle sur l'estimation des deux entropies. D'après les résultats, on constate que l'entropie approximative augmente progressivement pour des longueurs N inférieures à 2000. Une stabilisation de la valeur de cette dernière est observée lorsque N devient égal ou supérieur à 8000 ($N \geq 8000$). Ceci confirme que les valeurs estimées de cet indice dépendent du nombre d'échantillons que le signal de la VRC inclus. Cette constatation est en accord avec celle faite par Richman et Moorman [7].

	$r = 0.1$				$r = 0.15$				$r = 0.25$			
	Intervalle		moyenne	STD	Intervalle		moyenne	STD	Intervalle		moyenne	STD
	Min	Max			Min	Max			Min	Max		
N=300	0.211	1.329	0.740	0.152	0.069	1.317	0.985	0.093	0.036	1.327	1.100	0.089
N=500	0.199	1.436	0.985	0.138	0.085	1.460	1.212	0.078	0.050	1.461	1.280	0.107
N=700	0.779	1.517	1.157	0.113	0.691	1.566	1.336	0.085	0.564	1.585	1.350	0.143
N=900	0.852	1.583	1.281	0.101	0.805	1.614	1.415	0.105	0.644	1.634	1.395	0.165
N=1000	0.939	1.625	1.328	0.097	0.976	1.641	1.475	0.083	0.970	1.696	1.458	0.140
N=2000	1.274	1.820	1.619	0.078	0.986	1.855	1.630	0.146	0.760	1.856	1.522	0.192
N=4000	0.007	1.981	1.797	0.195	0.005	2.044	1.670	0.243	0.006	1.937	1.491	0.255
N=6000	0.009	2.143	1.817	0.358	0.006	2.096	1.631	0.370	0.005	1.903	1.431	0.354
N=8000	0.014	2.158	1.792	0.441	0.005	2.001	1.561	0.426	0.004	1.789	1.347	0.393
N=10000	0.064	2.219	1.807	0.390	0.012	2.029	1.543	0.388	0.005	1.806	1.316	0.361
N=12000	1.393	2.206	1.875	0.194	1.057	1.995	1.591	0.223	0.832	1.738	1.350	0.222
N=14000	0.854	2.216	1.851	0.300	0.549	1.984	1.563	0.314	0.379	1.711	1.336	0.304
N=16000	1.077	2.195	1.827	0.248	0.737	1.914	1.519	0.265	0.529	1.689	1.282	0.262

Tableau 4.3 variation de l'entropie approximative en fonction de N et r .

	$r = 0.1$				$r = 0.15$				$r = 0.25$			
	Intervalle		moyenne	STD	Intervalle		moyenne	STD	Intervalle		moyenne	STD
	Min	Max			Min	Max			Min	Max		
N=300	0.182	4.234	2.216	0.370	0.047	2.890	1.893	0.336	0.018	2.435	1.649	0.325
N=500	0.143	3.272	2.212	0.307	0.051	2.589	1.897	0.302	0.023	2.252	1.650	0.295
N=700	0.767	3.078	2.165	0.304	0.476	2.617	1.837	0.309	0.308	2.182	1.581	0.309
N=900	0.880	2.799	2.140	0.296	0.590	2.496	1.803	0.311	0.411	2.198	1.552	0.312
N=1000	0.877	2.867	2.198	0.262	0.638	2.468	1.878	0.269	0.515	2.153	1.625	0.274
N=2000	0.927	2.720	2.120	0.273	0.674	2.393	1.784	0.288	0.541	2.112	1.521	0.285
N=4000	0.002	2.674	2.012	0.337	0.001	2.281	1.656	0.331	0.001	1.991	1.389	0.306
N=6000	0.003	2.567	1.911	0.460	0.001	2.201	1.552	0.416	0.001	1.891	1.293	0.371
N=8000	0.005	2.390	1.812	0.494	0.001	1.999	1.459	0.434	0.001	1.715	1.207	0.381
N=10000	0.051	2.383	1.767	0.441	0.008	1.997	1.404	0.396	0.002	1.701	1.152	0.350
N=12000	1.236	2.330	1.784	0.280	0.886	1.926	1.408	0.265	0.668	1.652	1.151	0.249
N=14000	0.705	2.239	1.738	0.376	0.443	1.899	1.365	0.348	0.306	1.591	1.122	0.317
N=16000	0.910	2.197	1.697	0.283	0.605	1.785	1.322	0.264	0.427	1.527	1.077	0.247

Tableau 4.4 variation de l'entropie échantillonnée en fonction de N et r.

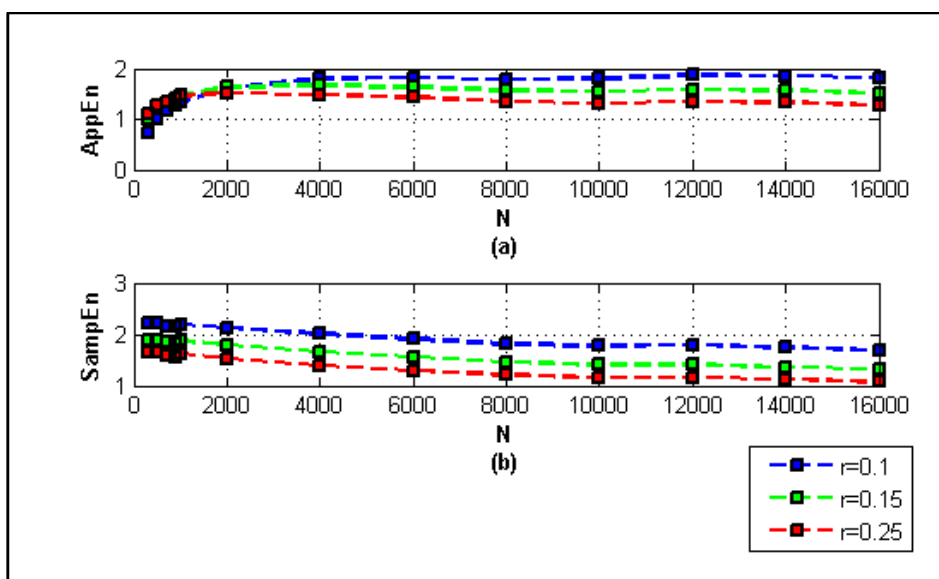


Figure 4.2 Variation de l'entropie approximative en fonction de N et r

Yentes J. M. et al.[8] ont rapporté que la stabilisation de l'estimation de cette indice peut être achevée si la longueur de la série temporelle est égale à 2000. Dans notre étude, cette stabilisation est atteinte pour une valeur élevée de N. En effet, la conclusion de Yentes J. M. et al. est faite à partir des résultats théoriques. Pincus [6][27] suggère l'utilisation des séries temporelles de longueur N entre 300 et 5000. Boskovic et al. [28] ont remarqué qu'une fluctuation dans les valeurs de l'entropie approximative est observée lorsque la longueur N de la série change. Lorsque N=3000, ils ont constaté une diminution dans les valeurs des entropies approximative tandis qu'une augmentation est signalée lorsque N est égal à 6000. En effet, la longueur N doit être fixée à une valeur qui permet d'une part de traduire fidèlement la dynamique de la série temporelle et d'autre part de maintenir sa stationnarité.

L'entropie échantillonnée est supposée moins sensible à la variation de la longueur N des séries temporelles [7]. La figure 4.2-b illustre la variation des valeurs de cet indice en fonction de nombre d'échantillons de la série temporelle N. on constate que la valeur du SampEn reste constante lorsque N est inférieur ou égal à 1000. En effet, cette constatation est aussi faite par Sunkaria R.K. et al. [29]. Les auteurs ont rapporté que l'estimation de l'entropie échantillonnée est faisable en utilisant 10^m à 30^m échantillons de la série temporelle. Or, dans la plupart des cas m est égal à 2, ce qui implique que pour un nombre d'échantillons entre 100 et 900, il est possible d'estimer précisément la valeur de cet indice. L'étude a montré aussi qu'une diminution dans la valeur de l'entropie échantillonnée se produit lorsque N est supérieur à 2000 et que la stabilisation n'est atteinte que lorsque la longueur de la série est égale à 8000. D'après ces résultats, l'entropie échantillonnée est meilleure que l'entropie approximative se qui justifie pourquoi cette dernière est moins utilisable dans la quantification de la complexité des

signaux biomédicaux. Jianbo et al. [30] ont noté que le comportement exponentiel¹ est mieux remarquable dans le cas du SampEn.

L'influence du choix de la tolérance r est aussi étudiée. Les résultats obtenus sont aussi résumés sur les tableaux 4.3 et 4.4 et illustrés sur la figure 4.2. Ils affirment que lorsque la valeur de la tolérance r augmente, les valeurs des deux entropies diminuent. Ceci peut s'expliquer par l'effet que, lorsqu'on augmente la valeur de r , le nombre des séquences semblables décroît. Ce nombre est inversement proportionnel aux deux entropies. Les mêmes résultats ont été obtenus par [29]. La tolérance r doit être choisie d'une manière à assurer que la dynamique du système est toujours conservée et que la présence du bruit est éliminée. En plus, il y a presque un accord que la valeur recommandée par Pincus peut mener à une estimation inexacte des deux entropies [23][30]. Certains travaux suggèrent de choisir la valeur de la tolérance qui maximise la valeur des deux indices [31-32]. Malheureusement, la méthode nécessite un temps de calcul et une complexité algorithmique élevés. Pour surmonter cette limitation, Chon et al.[33] ont proposé une formule empirique pour estimer la valeur de la tolérance qui optimise l'entropie. La méthode est basée sur l'utilisation d'un bruit gaussien et la formule présente quelques lacunes lorsqu'elle est testée sur des signaux physiologiques [25][34]. Yentes et al. [8] suggèrent de tester plusieurs valeurs de r avant toute analyse basée sur les entropies approximative et échantillonnée. D'autres auteurs présument que le choix de ce paramètre est lié à l'application elle-même [35].

D'autres facteurs aussi agissent sur l'efficacité de l'entropie approximative et échantillonnée. Ce sont le temps d'exécution et

¹ Le terme « comportements exponentiel » est la traduction de l'expression « Scaling behavior »

la complexité algorithmique de ces deux méthodes. Récemment, certains travaux ont essayé de réduire ces deux facteurs en proposant des algorithmes plus rapides et moins complexes [36-37].

4.3 Analyse des intervalles ECG par les entropies floues et les entropies multi-échelles.

L'entropie floue a été introduite par Chen et al.[38]. Chen et al. ont essayé de palier certaines limites des entropies approximative et échantillonnée. En effet, une brève introduction de ces inconvénients a été donnée dans le deuxième chapitre. Ici, on reprend avec plus de détails ces limitations.

En effet, une première limitation a été discutée dans le paragraphe précédent. Il s'agit de la forte sensibilité des deux entropies aux choix des trois paramètres N , m et r . Un changement d'un des ces trois paramètres peut mener à des résultats différents, même si ce changement est très faible. Les deux méthodes sont aussi sensibles à la présence de bruits ; leur robustesse devient de plus en plus faible lorsque le bruit s'accroît. Une autre limitation qui peut s'imposer lors du calcul de l'entropie échantillonnée, notamment pour des séries temporelles de courtes durées, c'est lorsque les deux quantités \varnothing_r^m et \varnothing_r^{m+1} sont nulles. Si c'est le cas, l'entropie échantillonnée est indéfinie.

En réalité, ces limitations sont dues à la discontinuité de la fonction Heaviside H . Cette fonction ne peut prendre que deux valeurs (0 et 1). Cette discontinuité rend la fonction H très rigide. En effet, les points séparés avec une distance inférieure à r sont traités de la même façon indépendamment des distances qui les séparent. De même, les points aux deux extrémités de la fonction

H et qui sont séparés avec une distance supérieure à r , sont aussi traités de même « niveau d'égalité ».

Pour résoudre ce problème Chen et al. ont proposé d'utiliser une fonction gaussienne au lieu de la fonction Heaviside. Afin de mieux assimiler ce concept, reprenons l'exemple cité par Chen et al. dans [39].

Soient les trois séquences X_j, X_{j+1} et X_{j+2} et soient d_1, d_2 et d_3 les distances mesurées respectivement entre ces séquences et la séquence originale X_i (Fig. 4.3).

Dans le cas de la fonction Heaviside, les deux X_{j+1} et X_{j+2} sont similaires à la séquence originale puisque les deux distances d_2 et d_3 sont inférieures à r . Par contre, la séquence X_j qui est réellement plus similaire à X_{j+2} , est considérée comme différente de la séquence originale X_i et par conséquent, elle est négligeable. Cet exemple montre clairement le sérieux problème que la fonction H peut introduire lors du calcul des deux quantités \emptyset_r^m et \emptyset_r^{m+1} . Lorsque la fonction gaussienne est utilisée le degré de similarité est correctement jugé. Cette fonction proposée par Chen et al. s'écrit sous la forme :

$$\mu(d, r, n) = e^{-(d/r)^n} \quad (4.1)$$

Ces auteurs ont mentionné que l'entropie floue est plus robuste au changement des trois paramètres N, m et r et est moins sensible aux bruits [39]. Malgré ce privilège remarquable, cette nouvelle technique nécessite de fixer préalablement les deux paramètres n et r (Eq. 4.1). Le choix de ces deux paramètres joue un rôle très important. En effet, le choix du paramètre r se fait de la même manière que celui des entropies approximative et échantillonnée [39]. Le paramètre n , qui apparaît plus décisif que

r , doit être aussi correctement sélectionné. La figure 4.4 montre l'influence de ces deux paramètres sur la fonction d'appartenance $\mu(d, r, n)$.

La figure 4.4 précédente montrent que la forme de $\mu(d, r, n)$ change en fonction de ces deux paramètres. Malheureusement, ce changement n'est pas intuitivement clair [40].

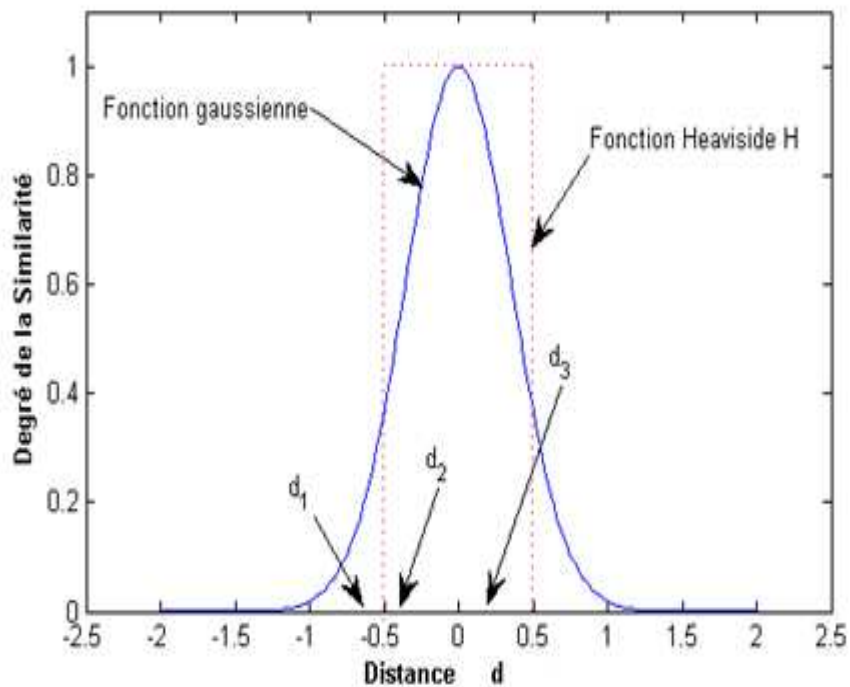


Figure 4.3 Fonction Heaviside

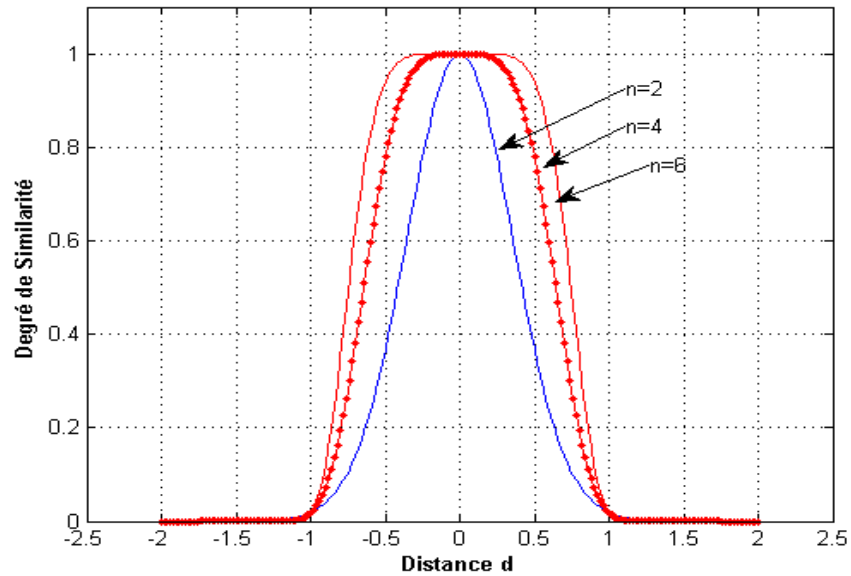


Figure 4.4 Influence du choix des paramètres sur la fonction Heaviside

Malgré cette limitation, l'entropie floue a été efficacement utilisée dans la reconnaissance des anomalies cardiaques. Xie H. et al.[41] ont rapporté que cette dernière est mieux placée pour faire une discrimination entre les tachycardies et les fibrillation ventriculaires. Cliniquement, il est très important de différencier ces deux types d'anomalies. En effet, les fibrillations ventriculaires (FVs) nécessitent un électrochoc plus élevé par rapport à celui qu'il faut introduire dans le cas des tachycardies ventriculaires (TVs). Si les FVs sont incorrectement interprétées comme des TVs, la restauration du rythme cardiaque n'est pas possible. Dans leur étude, Xie H. et al[40] ont remplacé la fonction d'appartenance donnée par l'équation 4.1 par une autre fonction. Cette nouvelle fonction s'écrit sous la forme :

$$\mu(d, r) = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{d-0.5}{r}\right)} \quad (4.2)$$

Les auteurs ont cité que l'entropie floue permet de mieux séparer les deux types d'anomalies ventriculaires. Dans le cas de l'entropie floue, la précision de la discrimination est de 95.5% alors que l'entropie classique représente un taux de classification de 91%. En plus, la nouvelle technique est plus robuste à la présence de bruits. Une comparaison a été aussi faite entre l'entropie échantillonnée et sa contrepartie floue dans [42]. Kong D.-R et Xie H.-B ont adopté la même fonction d'appartenance que celle donnée par l'équation 4.2. Leur travail confirme que l'entropie échantillonnée floue a un taux de différenciation entre les FVs et TVs plus élevé par rapport à l'entropie classique. En réalité, l'entropie échantillonnée a de mauvaises performances pour les petites valeurs de la tolérance. Les auteurs ont aussi rapporté que la complexité de l'activité cardiaque dans le cas des FVs est plus importante que celle des TVs. Une version modifiée de l'entropie floue a été proposée par Chengyu Liu et Lina Zhao [43]. Cette nouvelle version utilise deux fonctions d'appartenance : une pour analyser la similarité locale des séquences et une autre pour quantifier leur similarité globale. Cette technique a été exploitée par l'auteur pour différencier les patients ayant une insuffisance cardiaques des sujets sains [30]. La valeur de l'entropie floue dans le cas d'une insuffisance cardiaque (IC) est inférieure à celle des sujets sains. Ceci implique que la complexité de l'activité cardiaque chez les sujets normaux est plus remarquable que celle chez les personnes malades (ayant une IC).

Les résultats obtenus par l'entropie approximative, échantillonnée et leurs contreparties floues sont très prometteuses. Mais cette classe d'entropie ne prend pas en considération la nature « multi-échelle » des signaux

physiologiques. Cette nature qui signifie que les caractéristiques temporelles et fréquentielles du même signal sont différentes d'une échelle à une autre. L'entropie multi-échelles prend en considération cette propriété afin de mieux analyser la complexité de l'activité cardiaque. Comme 'il est déjà cité dans le deuxième chapitre, la méthode consiste à appliquer les entropies mentionnées auparavant à la série temporelle mais en utilisant plusieurs échelles. Cette technique est aussi exploitée en vue d'une reconnaissance des pathologies cardiaques.

Wang Jun et Ma Qian-Li [44] ont noté que lorsque cette technique est appliquée aux segments ST, elle permet une bonne discrimination entre une maladie coronarienne et un infarctus cardiaque. Ils ont affirmé qu'il est préférable d'utiliser seulement le segment ST au lieu de tout le battement cardiaque puisque ce dernier ne permet pas une bonne distinction entre des sujets sains et des patients ayant une anomalie coronarienne. La technique a été aussi employée pour étudier la complexité de l'activité cardiaque chez une femme enceinte et analyser comment cette complexité change en fonction des différentes phases de la grossesse [45]. L'étude a montré une diminution de la complexité avec la progression de la gestation, lorsque cette complexité est mesurée en utilisant la variabilité du rythme cardiaque. La variabilité de l'intervalle QT est totalement différente à celle de la VRC. A la première échelle, la complexité de l'intervalle QT est plus élevée que celle de l'intervalle RR.

Une étude faite par Valencia J. et al [46]. a montré que l'activité cardiaque chez des personnes saines présente une complexité plus élevée à celle des patients ayant une sténose aortique.

En réalité, un débat est soulevé concernant l'efficacité de cette technique dans la reconnaissance et la classification des différentes maladies cardiaques. Certains travaux, tels que ceux cités précédemment, confirment la possibilité d'employer l'entropie « multi-échelle » dans l'identification des anomalies

cardiaques. Contrairement, d'autres auteurs ont rapportée que cette technique ne permet pas de faire une distinction entre ces anomalies [47]. Une bonne interprétation de ce débat a été faite dans [48]. D'autres facteurs, tels que la fréquence d'échantillonnage, la corrélation temporelle et les périodes où la série temporelle a un comportement non linéaire, doivent être pris en considération avant d'interpréter les résultats obtenus.

4.4 Analyse des intervalles ECG par Detrended fluctuation analysis (DFA)

La DFA permet de quantifier le comportement fractal des signaux physiologiques. Elle est basée sur le calcul de deux exposants α_1 et α_2 . La signification physique de ces deux exposants restait sombre jusqu'au 2002. En effet, les travaux de Keith Willson et al.[49] ont permis de mieux comprendre la relation entre ces deux indices et les différents processus physiologiques influençant sur l'activité cardiaque. Cette relation a été établie à travers des indices fréquentiels dont les significations sont bien déterminées. En effet, dans l'analyse fréquentielle, trois bandes fréquentielles (VLF, LF, HF) sont utilisées. Keith Willson et al. ont exprimé les deux exposants α_1 et α_2 en fonction des énergies de ces trois bandes. Leur étude a montré que les deux exposants peuvent être estimés en utilisant les équations (4.3) et (4.4).

$$\alpha_1 \approx \frac{2}{1 + \frac{P_{HF}}{P_{LF}}} \quad (4.3)$$

$$\alpha_2 \approx \frac{2}{1 + \frac{P_{LF}}{P_{VLF}}} \quad (4.4)$$

Cette relation a permis d'interpréter pourquoi une diminution dans Les valeurs de α_1 a été observée dans le cas des personnes

souffrant d'une insuffisance cardiaque par rapport aux sujets normaux. D'une manière générale, cette corrélation entre les exposants de la DFA et les paramètres fréquentiels a permis de mieux expliquer l'influence des anomalies cardiaques, de l'activité physique et de l'âge sur la complexité de l'activité du cœur. Récemment, il y a une tendance de calculer trois nouveaux exposants au lieu des deux exposants α_1 et α_2 . Ces nouveaux exposants, désignés par α_{VLF} , α_{LF} et α_{HF} , sont introduits pour mieux interpréter les résultats obtenus en mettant en évidence la relation entre les indices non linéaires et ceux fréquentiels.

Les indices α_{VLF} , α_{LF} et α_{HF} ont été estimés par Mathias et al. [50] pour étudier l'effet de l'activité physique sur la variabilité du rythme cardiaque. La DFA a été appliquée sur des personnes sportives. Les auteurs ont mentionné que l'activité physique mène à une forte corrélation pendant de longues périodes de la VRC. Elle est traduite par des valeurs élevées de α_{HF} . Ceci peut être interprété par la respiration régulière observée chez ces personnes. Cette régularité du rythme respiratoire est aussi traduite par des faibles valeurs de α_{LF} . Ces trois exposants ont été aussi estimés par Baumert M. et al. [51] dans le but de prédire le début des tachycardies ventriculaires. Une augmentation de l'exposant α_{LF} a été observée avant le déclenchement des tachycardies ventriculaires. En effet, l'exposant α_{LF} traduit l'effet sympathique du système nerveux autonome. Une augmentation de ses valeurs implique une activation des effets sympathiques. Autrement dit, cet accroissement dans les valeurs de α_{LF} , est due à l'augmentation des effets sympathiques. Ceci a été aussi rapporté par d'autres auteurs comme étant l'origine des arythmies cardiaques [52].

Autre que les TVs, la DFA a été énormément appliquée pour étudier l'insuffisance cardiaque. Rodriguez E. et al. [53] ont affirmé que les battements cardiaques dans le cas d'une insuffisance cardiaque représentent une corrélation plus grande que celle des battements normaux. Les auteurs ont rapporté que

l'exposant α_1 permet une meilleure discrimination entre les battements normaux et ceux représentant une insuffisance cardiaque. Aucune différence n'a été remarquée dans les valeurs de α_2 . Par contre ce dernier permet de distinguer les battements dus à une insuffisance cardiaque et ceux dus à une fibrillation auriculaire. De même, Barquero-Pérez O. et al. [54] ont confirmé que l'exposant α_2 ne permet pas de faire la différence entre des sujets sains et ceux ayant une insuffisance cardiaque. Cependant, ils ont mentionné que ce dernier permet d'exprimer l'accroissement de la corrélation de l'activité cardiaque avec l'avancement d'âge. En effet, les équations (4.2) et (4.3) permettent d'interpréter les résultats obtenus dans le cas d'une insuffisance cardiaque. En effet, ce type d'anomalie est accompagné avec une diminution du rapport $\frac{LF}{HF}$, en d'autre terme une augmentation du rapport $\frac{HF}{LF}$. Ceci implique que le dénumérateur dans l'équation (4.2) augmente et par conséquent α_1 diminue. L'augmentation de α_2 est interprétée par l'effet que la respiration devient plus régulière dans le cas d'une insuffisance cardiaque [55]. Ceci engendre une augmentation du paramètre VLF et par conséquent une augmentation¹ dans les valeurs de α_2 .

Récemment, il était rapporté que l'exposant α_1 peut indiquer le degré de sévérité d'une ischémie [56]. La valeur de cet exposant est plus importante lorsque la sévérité est moins importante.

Une forte corrélation entre l'exposant α_1 calculé à partir du rythme cardiaque et l'exposant α_2 extrait de la variabilité de l'intervalle QT a été récemment signalée par Baakek Y. N. et al.[57]. Dans la référence précédente, les auteurs ont indiqué que le comportement exponentiel des intervalles RR et QT dans le cas

¹ En effet, lorsque VLF augmente, $\frac{LF}{VLF}$ diminue et par conséquent $1 + \frac{LF}{VLF}$ décroît.(Eq. 4.4).

d'un battement prématuré auriculaire est semblable à celui d'un bruit blanc.

La DFA a été privilégié dans l'analyse de l'activité cardiaque ainsi que dans l'étude de l'influence du système autonome sur cette dernière. Ce bénéfice est lié à l'effet que les deux exposants α_1 et α_2 peuvent être « physiologiquement » interprétés. En plus, les deux exposants peuvent être précisément déterminés en utilisant seulement des séries temporelles (ECG, VRC, variabilité de l'intervalle QT,...) de courtes durées. Afin de vérifier cette dernière propriété, une étude semblable à celle du paragraphe 4.2 de ce chapitre, a été faite. Les deux exposants ont été calculés en utilisant des signaux de la variabilité cardiaque avec différentes longueurs (nombre d'échantillons).

Les résultats obtenus sont résumés sur le tableau 4.5. Les valeurs moyennes des déviations standard indiquent une bonne stabilité des deux indices vis-à-vis le changement de la longueur de la série temporelle. La même constatation a été faite par Perkiömäki et al. [58]. La possibilité de mesurer les caractéristiques fractales de la variabilité du rythme cardiaque a été aussi rapportée par [59].

4.5 Analyse des intervalles ECG par la dimension de corrélation

La dimension de corrélation D_2 sert à mesurer les caractéristiques fractales des séries temporelles. Une valeur fractionnelle de D_2 indique que le système est chaotique. Plusieurs travaux exploitent cette propriété de la dimension de corrélation pour étudier le système cardiovasculaire y compris le cœur. Xiao et al. [60] ont mentionné que certains médicaments produisent un dysfonctionnement du système nerveux autonome ce qui influe sur l'activité cardiaque. En réalité, les auteurs ont constaté que la valeur de la D_2 diminue chez les

patients qui ont pris l'Atropine ou le Metoprolol. Ces deux médicaments mènent à une réduction dans la complexité de l'activité cardiaque. Bogaert C. et al. [61] ont cité que cette complexité se diffère selon le sexe. Elle est plus élevée chez les femmes que les hommes. Cette différence est de plus en plus remarquable pendant la nuit. Généralement, la complexité de l'activité cardiaque est plus importante pendant la nuit par rapport à celle mesurée pendant le jour [62]. Cette différence disparaît chez des personnes hypertendues [62].

N	L'exposant α_1				L'exposant α_2			
	Intervalles		Moyenne	STD	Intervalles		Moyenne	STD
	Min	Max			Min	Max		
300	-0.301	2.050	1.016	0.302	-0.680	1.432	0.455	0.188
500	0.068	2.020	1.007	0.290	0.057	1.769	0.439	0.150
700	0.275	1.602	0.993	0.277	-0.105	1.327	0.487	0.170
900	0.263	1.545	0.990	0.269	0.135	1.078	0.494	0.161
1000	0.171	1.550	0.987	0.273	0.158	0.974	0.458	0.137
2000	0.388	1.479	0.991	0.241	0.229	0.931	0.489	0.139
4000	0.315	1.706	0.994	0.235	0.218	1.326	0.510	0.154
6000	0.380	2.216	1.005	0.280	0.240	1.325	0.517	0.181
8000	0.485	2.176	1.069	0.290	0.260	1.323	0.527	0.207
10000	0.602	1.684	1.036	0.241	0.286	1.326	0.523	0.191
12000	0.598	1.385	1.021	0.222	0.284	0.729	0.460	0.128
14000	0.621	1.398	0.994	0.234	0.294	0.921	0.466	0.147
16000	0.635	1.332	0.989	0.246	0.269	0.993	0.472	0.181

Tableau 4.5 Influence de la longueur de la série temporelle sur la DFA

En effet, la réduction de cette complexité pendant le jour peut s'expliquer par l'activité physique qui est importante pendant cette période de la journée. Outre que le sexe, les médicaments et l'activité physique, la présence d'une ou plusieurs anomalies peut influencer sur les valeurs de la D2. Cette influence ne peut pas être remarquable dans certaines anomalies [61] alors qu'elle est claire dans d'autres maladies cardiaques telles que l'insuffisance cardiaque, l'infarctus et les anomalies coronariennes [63]. Ces anomalies engendrent une diminution dans la complexité de l'activité cardiaque et par conséquent une

diminution dans les valeurs de la dimension de corrélation. Les anomalies coronariennes produisent une diminution de $1/3$ dans les valeurs de la D2 [64]. Cette réduction est plus remarquable dans le cas de l'insuffisance cardiaque [63].

Deux problèmes peuvent être rencontrés lors de l'utilisation de la dimension de corrélation dans l'exploration des anomalies cardiaques. L'estimation de ce paramètre nécessite de longs enregistrements.

Afin de montrer l'influence du nombre d'échantillons utilisés dans l'estimation de D2 sur cette dernière, la même étude faite dans le cas des entropies et des exposants de la DFA, est refaite pour la dimension de corrélation.

Les résultats obtenus sont représentés sur le tableau 4.6. Ils montrent que l'estimation de la dimension de corrélation est difficile à accomplir puisqu'une fluctuation dans ses valeurs a été observée lorsque la longueur de la série temporelle change. En plus, cette estimation a une instabilité importante pour un nombre d'échantillons réduit. Ceci apparaît clairement en examinant la déviation standard de la D2 lorsque $N=300$. Cette instabilité augmente pour les petites valeurs de la tolérance r (Fig. 4.5).

Le deuxième problème, est la détermination de la région linéaire dans le tracé logarithmique. En effet, il est difficile de déterminer cette région notamment lorsque le bruit est présent. Plusieurs solutions ont été proposées telles que celle mentionnées dans [65-67].

N	$r = 0.1$				$r = 0.15$				$r = 0.25$			
	Intervalle		Moyenne	σ	Intervalle		Moyenne	σ	Intervalle		Moyenne	σ
	Min	Max			Min	Max			Min	Max		
300	0.001	3.921	2.411	67.865	0.001	2.604	2.789	16.645	0.001	3.877	2.216	2.216
500	0.001	3.16.1	2.509	8.075	0.001	3.820	2.105	1.335	0.482	3.159	1.997	0.417
700	0.464	5.726	2.006	0.435	0.970	4.527	1.963	0.302	1.178	3.029	1.937	0.221
900	1.246	4.051	1.956	0.257	1.227	3.212	1.938	0.215	1.265	3.333	1.920	0.196
1000	0.895	4.229	1.972	0.264	1.314	3.339	1.947	0.203	1.261	2.785	1.930	0.173
2000	1.451	2.361	1.927	0.121	1.375	2.273	1.908	0.131	1.355	2.191	1.891	0.131
4000	0.184	2.262	1.897	0.170	0.171	2.102	1.873	0.182	0.163	2.031	1.848	0.192
6000	0.170	2.145	1.834	0.310	0.159	2.056	1.811	0.318	0.152	1.998	1.798	0.328
8000	0.180	1.995	1.789	0.387	0.168	2.009	1.784	0.407	0.160	1.993	1.760	0.412
10000	0.239	2.024	1.815	0.341	0.218	2.018	1.790	0.363	0.204	2.001	1.779	0.372
12000	1.662	2.002	1.872	0.109	1.546	2.017	1.879	0.143	1.534	1.989	1.871	0.131
14000	0.745	2.002	1.841	0.261	0.578	1.999	1.808	0.302	0.497	2.015	1.824	0.315
16000	0.695	1.987	1.825	0.308	0.547	1.990	1.848	0.342	0.474	1.982	1.849	0.357

Tableau 4.6 Influence du paramètre N sur l'estimation de D2

4.6 Analyse des intervalles ECG par les exposants de Lyapunov

La présence d'un comportement chaotique dans les séries temporelles est souvent estimée par les exposants de Lyapunov. Si un de ces exposants est positif, alors le système est considéré chaotique. Ces exposants ont été exploités dans la reconnaissance des anomalies cardiaques. Un débat sur l'efficacité de cet outil dans la discrimination des différentes anomalies, est soulevé. Ce point sera discuté avec plus de détails dans le chapitre suivant.

En effet, certains auteurs ont rapporté que la variabilité du rythme cardiaque est chaotique et que le comportement chaotique diminue chez les personnes ayant une anomalie cardiaque [68]. Malheureusement, il est difficile de donner le type de la maladie cardiaque en se basant seulement sur l'exposant de Lyapunov malgré que certains auteurs ont indiqué que ceci était possible [69]. Plus d'efforts sont recommandés afin

de mieux exploiter cet indice dans la reconnaissance des anomalies cardiaques.

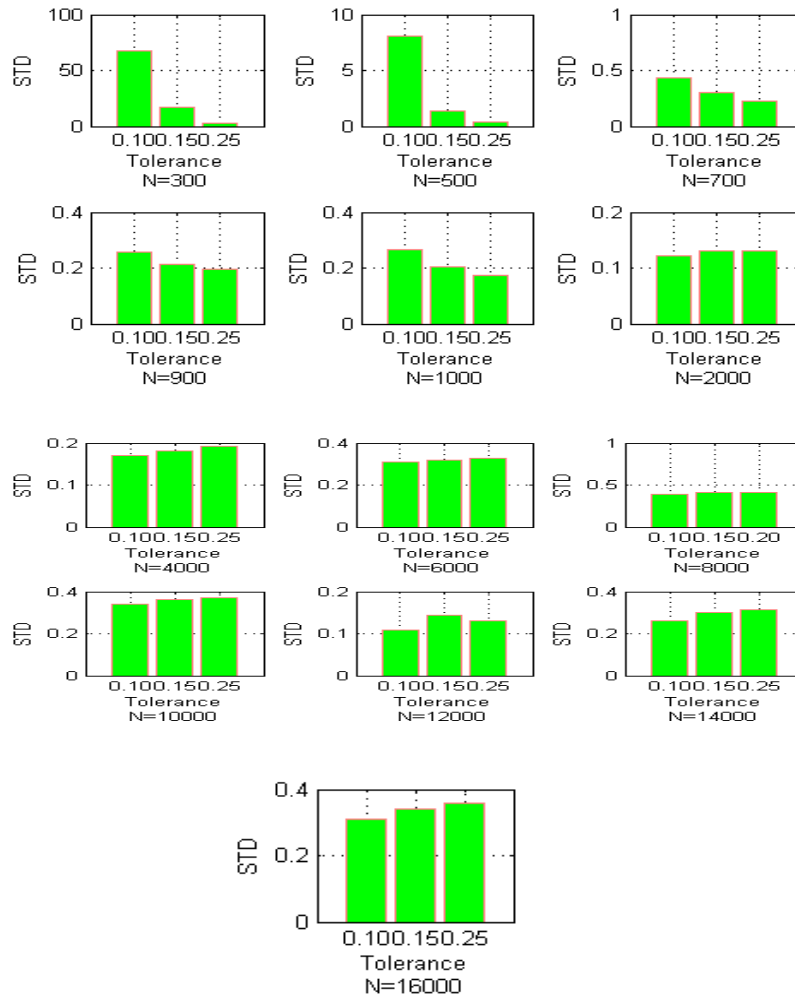


Figure 4.5 les valeurs de la variance pour les différentes valeurs de tolérance r et N .

4.7 Conclusion

Ce chapitre a présenté l'état de l'art des méthodes non linéaires appliquées à la reconnaissance des anomalies cardiaques. En effet, ces méthodes permettent de mieux comprendre l'activité cardiaque. Mais l'efficacité de ces méthodes dépend de la sélection de certains paramètres comme par exemple la tolérance r et le nombre d'échantillons N . Une étude a été faite sur l'influence du choix de ces paramètres sur les résultats finaux. L'étude a montré que certaines techniques dépendent fortement du choix de ces paramètres. La stabilité des indices linéaires est aussi liée à cette sélection notamment dans le cas de la dimension de corrélation.

Références

1. Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology. Heart rate variability, standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. *European Heart Journal* 1996.
2. M. Holzmann, *Klinische Elektrokardiographie*, Thieme, Georg, Verlag: Stuttgart, 1961.
3. M. Malik, A.J. Camm, *Time domain measurements of heart rate variability*, Futura Publishing: Armonk, NY, 1995.
4. D. Wichterle, J. Simek, M.T. La Rovere, P.J. Schwartz, A.J. Camm, M. Malik, Prevalent low-frequency oscillation of heart rate: novel predictor of mortality after myocardial infarction. *Circulation*, 110 (2004) 1183-1190.
5. H. Kantz, T. Schreiber, Human ECG: Nonlinear deterministic versus stochastic aspects, *Inst. Eng. Proc. Sci Meas. Technol.* , 145 (1998) 279-284.
6. S. Pincus, approximate entropy as a measure of system complexity, *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* 88 (1991) 2297-2301.
7. J.S. Richman , J.R. Moorman *Physiological time series analysis using approximate entropy and sample entropy*, *American journal of physiological heart circulation*, 278 (2000) H2039-H2049.
8. J.M. Yentes , N. Hunt , K.K. Schmid , J.P. Kaipust , D. McGrath, N. Stergiou ,The appropriate use of approximate entropy and sample entropy with short data sets, *Ann. Biomed. Eng.* , 41 (2013) 349.
9. G.D. Shin, C.S. Yoo, S.H. Yi, J.H. Bae, Y.J. Kim, J.S. Park, G.R. Hong, Prediction of paroxysmal atrial fibrillation using nonlinear analysis of the RR interval dynamics before the spontaneous onset of atrial fibrillation *Circulation journal*, 70 (2006) 94-99.
10. M. Peev P, L. Naraghi, C. Yuchiao, M. DeMoya, P. Fagenholz, D. Yeh, G. Velmahos, K.d. r., Real time sample entropy predicts life-saving interventions after Boston Marathon bombing, *Journal of Critical Care*, 28 (2013) 1109.e1-1109.e4.
11. S. Vikman, T.H. Makikallio, S. Yli-Mayry, S. Pikkujamsa, A.-M. Koivisto, P. Reinikainen, K.E.J. Airaksinen, H.V. Huikuri, Altered complexity and correlation properties of RR interval dynamics

- before the spontaneous onset of paroxysmal atrial fibrillation. ,
Circulation, 100 (1999) 2079-2084.
12. S.A. Schuckers Caswell, Use of approximate entropy measurements to clarify ventricular tachycardia and fibrillation, *Electrocardiol.*, 31 (1998) 101-105.
 13. A. Eidukaitis, G. Varoneckas, D. Zemaitytė, Change in nonlinear characteristics of heart rate variability under functional load on the cardiovascular system in healthy subjects and coronary heart disease patients, *Human Physiology*, 32 (2006) 251-257.
 14. H.V. Huikuri, J.S. Perkiömaki, R. Maestri, G.D. Pinna, Clinical impact of evaluation of cardiovascular control by novel methods of heart rate dynamics, *Phil. Trans. Roy. Soc. London* 367 (2009) 1223-1238.
 15. C. RenuMadhavi, A.G. Ananth, Estimation of approximate entropy of heart rate variability of healthy subjects and investigation of the effect of meditation on it, in: IEEE (Ed.) International conference on signal acquisition and processing, 2010.
 16. R. Cervigon, C. Sanchez, J.M. Blas, R. Alcaraz, J. Mateo, J. Millet, Sample entropy analysis of electrocardiograms to characterize recurrent atrial fibrillation, in: IFMBE, Springer-Verlag, 2007, pp. 54-57.
 17. R. Alcaraz, J.J. Rieta, A novel application of sample entropy to electrocardiogram of atrial fibrillation, *Nonlinear analysis: Real world Applications*, 11 (2010) 1026-1035.
 18. R. Alcaraz, J.J. Rieta, The application of nonlinear metrics to assess organization differences in short recordings of paroxysmal and persistent atrial fibrillation, *Physiological Measurements*, 31 (2010) 115-130.
 19. G. Ndrepepa, M.R. Karch, M.A.E. Schneider, S. Weyerbrock, J. Schreieck, I. Deisenhofer, B. Zrenner, A. Schoming, C. Schmitt, Characterization of paroxysmal and persistent atrial fibrillation in the human left atrium during initiation and sustained episodes, *J. cardiovasc. Electrophysiol.*, 13 (2002) 525-532.
 20. S. Rattapong, M. Sombat, K. Peerapong, S. Kesorn, N. Tachapong, Increased sample entropy in atrial fibrillation related to cardiac autonomic dysfunction determined by heart rate variability: A preliminary study in: BMEiCON-2012 (Ed.) Biomedical Engineering International conference 2012.
 21. R. Goya-Esteban, J.P. Marques de Sa, J.L. Rojo-Alvarez, O. Barquero-pérez, Characterization of heart rate variability loss with aging and heart failure using sample entropy, *Computers in cardiology*, 35 (2008) 41-44.

22. Y. Li, J. Wang, J. Li, D. Liu, Effect of extreme data loss on heart rate signals quantified by entropy analysis. , *Physica A*, 419 (2015) 651-658.
23. B. Singh , G. Singh, Evaluation of multiscale entropy based HRV for ectopic beats, in: 10 th international conference on information technology: New generation, 2013, pp. 706-711.
24. M.A. Pena, J.C. Echeverria, M.T. Garcia , R. Gonzalez-Camarena Applying fractal analysis to short sets of heart rate variability data, *Med. Biolo. Eng. Compt.*, 47 (2009) 709-717.
25. L. Chengyu , L. Changchun , S. Peng , L. Liping, S. Xin , W. Xinpei , L. Feng Comparison of different threshold values r for approximate entropy: application to investigate the heart rate variability between heart failure and healthy control groups, *Physiol. Meas.*, 32 (2011) 67-180.
26. A.L. Goldberger , L.A.N. Amaral , L. Glass , J.M. Hausdorff , P.C. Ivanov , R.G. Mark , J.E. Mietus , G.B. Moody , C.K. Peng , H.E. Stanley, PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals, *Circulation*, 101 (2000) e215-e220.
27. S. Pincus, Approximate entropy as a complexe measure, *Chaos: An interdisciplinary journal of nonlinear science*, 5 (1995) 110-117.
28. A. Boskovic, T. Loncar-Turukalo, O. Sarenac, N. Japundzic-Zigon, Unbiased entropy estimates in stress: a parameter study, *Computers in Biology and Medicine*, 42 (2012) 667-679.
29. R.K. Sunkaria, V. Kumar, S.C. Saxena, Sample entropy based HRV characterization, *International journal of medical engineering and informatics*, 4 (2012) 398-405.
30. L. Chengyu , L. Ke, Z. Lina , L. Feng , Z. Dingchang Analysis of heart rate variability using fuzzy measure entropy, *Computers in biology and medicine*, 43 (2013) 100-108.
31. P. Castinglioni , M.D. Rienzo, How the threshold "R" influences approximate entropy analysis of heart rate variability, *Computers in cardiology*, 35 (2008) 561-564.
32. F.R. Juan , S. Gaston , E.T. Maria ,Maximum approximate entropy and r threshold: a new approach for regularity changes detection, *Physica A*, 409 (2014) 97-109.
33. K.H. Chon ., C.G. Scully , S. Lu Approximate entropy for all signals, *IEEE Engineering medicine and biology magazine*, 28 (2009) 18-23.
34. P. Melillo, P. Scala, D. Santoro, M. Vadursi, L. Pecchia, Approximate entropy for short term heart rate variability analysis: Is the treshold value computed by Chon's formula

- Appropriate?, in: The international conference on health informatics, 2014.
35. R. Alcaraz, D. Abasolo, R. Hornero, J.J. Rieta, Optimal parameters study for sample entropy-based atrial fibrillation organization analysis, *Computers methods and programs in biomedicine*, 99 (2010) 124-132.
 36. G. Manis, Fast computation of approximate entropy, *Computers methods and programs in biomedicine*, 91 (2008) 48-54.
 37. Y.-H. Pan, Y.-H. Wang, S.-F. Liang, K.-T. Lee, Fast computation of sample entropy and approximate entropy in biomedicine, *Computers methods and programs in biomedicine*, 104 (2011) 382-369.
 38. W.T. Chen , Z.Z. Wang , H. Xie , W. Yu, Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy, *IEEE Trans. Neural syst. Rehabil. Eng.*, 15 (2007) 366-272.
 39. W.T. Chen, J. Zhuang, W. Yu , Z. Wang, measuring complexity using FuzzyEn, ApEn and SampEn, *Medical engineering & physics*, 31 (2009) 61-68.
 40. G.-L. Xiong, L. Zhang, H.-S. Liu, H.-J. Zou, W.-Z. Guo, A comparative study on ApEn,SampEn and their fuzzy counterparts in a multiscale framework for feature extraction *Journal of Zhejiang university Science A*, 11 (2011) 270-279.
 41. H. Xie , Z.-M. Gao, H. Liu, Classification of ventricular tachycardia and fibrillation using fuzzy similarity approximate entropy, *Expert system with applications*, 38 (2011) 3973-3981.
 42. D.-R. Kong, H.-B. Xie Use modified sample entropy measurement to classify ventricular tachycardia and fibrillation, *Measurement*, 44 (2011) 653-662.
 43. L. Chengyu , L. Zhao, Using fuzzy measure entropy to improve the stability of traditional entropy measures, *Computers in cardiology*, 38 (2011) 681-684.
 44. W. Jun, M. Qian-Li, Multiscale entropy based on study of the pathological time series, *Chinese physics B*, 17 (2008) 4424-4427.
 45. M. Baumert, M. Javorka, A. Seeck, R. Faber, P. Sanders, A. Voss, multiscale entropy and detrended fluctuation analysis of QT interval and heart rate variability during normal pregnancy, *Computers in Biology and Medicine*, 42 (2012) 347-352.
 46. J.F. Valencia, A. Porta, M. Vallverdu, F. Claria, R. Baranowski, E. Orłowska-Baranowski, P. Caminal, Multiscale sample entropy in heart rate variability of Aortic stenosis patients, in: 30 th annual international IEEE EMBS conference British Columbia, 2008.

47. N. Wessel, A. Schirdewan, J. Kurths, Comment: intermittently decrease beat to beat variability in congestive heart failure, *Phys. Rev. Lett.*, 91 (2003) 119801.
48. R.A. Thuraishingham, G.A. Gottwald, On multiscale entropy analysis of physiological data, *Physica A*, 366 (2006) 323-332.
49. K. Willson, D.P. Francis, R. Wensel, A.J.S. Coats, K.H. Parker, Relationship between detrended fluctuation analysis and spectral analysis of heart rate variability *Physiol. Meas.*, 23 (2002) 385-401.
50. M. Baumert, L. Brechtel, J. Lock, A. Voss, D. Abbott, Scaling graphs of heart rate time series in athletes demonstrating the VLF, LF and HF *Physiol. Meas.*, 27 (2006) N35-N39.
51. M. Baumert, N. Wessel, A. Schirdewan, A. Voss, D. Abbott, Scaling characteristic of heart rate time series before the onset of ventricular tachycardia, *Annals of biomedical engineering*, 35 (2007) 201-207.
52. M. Osaka, H. Saitoh, N. Sasabe, H. Atarashi, T. Katoh, H. Hayakawa, R.J. Cohen, Changes in autonomic activity preceding onset of nonsustained ventricular tachycardia, *Ann. Noninvasive Electrocardiol.*, 1 (1996) 3-11.
53. E. Rodriguez, J.C. Echeverria, J. Alvarez-Ramirez, Detrended fluctuation analysis of heart intrabeat dynamics, *Physica A*, 384 (2007) 429-438.
54. O. Barquero-Pérez, J. Marques de Sa, J.L. Rojo-Alvarez, R. Goya-Esteban, Change in detrended fluctuation indices with aging in healthy and Congestive Heart rate Failure subjects, *Computers in cardiology*, 35 (2008) 45-48.
55. D.P. Francis, L. C. Davies, K. Willson, P. Ponikowski, A. J. Coats, M. Piepoli, Very low frequency oscillations in heart rate and blood pressure in periodic breathing, *Clin. Sci.*, 99 (2000) 125-132.
56. J.F. Valencia, M. Vallverdu, A. Porta, A. Voss, R. Schroeder, R. Vazquez, A. bayé de Luna, P. Caminal, Ischemic risk stratification by means of multivariate analysis of heart rate variability, *Physiol. Meas.*, 24 (2013) 325-338.
57. Y.N. Baakek, Z.E. Hadj Slimane, F. Bereksi Reguig, The quantification of the QT-RR interaction in ECG signal using detrended fluctuation analysis and ARARX modelling, *J. Med. Sys.*, (2014) 38:62.
58. J.S. Perkiömäki, W. Zareba, V.G. Kalra, J. Couderc, H.V. Huikuri, A.J. Moss, Comparability of nonlinear measures of heart rate variability between long- and short-term electrocardiographic recordings, *American journal of cardiology*, 87 (2001) 905-908.

59. J.C. Echeverria, S.D. Aguilar, M.R. Ortiz, J. Alvarez Ramirez , R.G. Camarena Comparison of RR interval scaling exponents derived from long and short segments at different wake periods, *Physiological Measurements*, 27 (2006) N19-N25.
60. D. Xiao, W. He, H. Yang, C. Yu, Study of correlation dimension of HRV signals and its clinical applications in: *IEEE (Ed.) Engineering in medicine and biology, China, 2005*, pp. 4522-4524.
61. C. Bogaert, F. Beckers, D. Ramaekers, A.E. Aubert, Analysis of heart rate variability with correlation dimension method in a normal population and in heart transplant patients, *Autonomic Neuroscience: basic and clinical*, 90 (2001) 142-147.
62. X. Miao, W. He, H. Yang, H.-M. Tai, Heart rate variability characterization using correlation dimension, *The 45 th Midwest Symposium on circuits and systems*, 1 (2002) I-445-I-450.
63. D. Almozni-Sarafian, G. Sarafian, I. Zyssman, M. Shteinshnaider, I. Tzur, B.-Z. Kaplan, S. Berman, N. Cohen, O. Gorelik, Application of HRV-CD for estimation of life expectancy in various clinical disorders, *European Journal of Internal Medicine*, 20 (2009) 779-783.
64. U. Rajendra Acharya, O. Faust, V. Sree, G. Swapna, R. Joy Martis, N. Adib Kadri, S. Jasjit Suri, Linear and nonlinear analysis of normal and CAD affected heart rate signals, *Computers methods and programs in biomedicine*, 113 (2014) 55-68.
65. J. CuiCui, Z. Hua, J. Wei, A novel method to identify the scaling region for chaotic time series correlation dimension calculation, *Chinese Science Bulletin*, 56 (2011) 925-932.
66. CuiCui, Z. Hua, J. Wei, A novel method to identify the scaling region for chaotic time series correlation dimension calculation, *Chinese Science Bulletin*, 56 (2011) 925-932.
67. Q. Meiyang, M. Xiaoping, A new method on solving correlation dimension of chaotic time series, in: *IEEE (Ed.) The 10 th World congress on intelligent control and automation China, 2012*, pp. 4820-4824.
68. I. Radojicic, D. Mandic, D. Vulic, on the presence of deterministic chaos in HRV signals, *Computers in cardiology*, 28 (2001) 465-468.
69. K. Vibe, J.-M. Vesin, E. Pruvot, Chaos and heart rate variability, *EMBC*, (1995) 1481-1482.

Chapitre 5

Analyse non linéaire de la variabilité cardiaque et de l'activité auriculaire

5.1 Introduction

Classiquement, l'activité cardiaque a été souvent représentée par des modèles linéaires. Ces modèles n'arrivent pas à décrire correctement cette activité. L'apparition de la théorie de chaos a permis de mieux modéliser l'activité du cœur. En effet, des modèles non linéaires ont été proposés pour traduire le comportement de l'activité électrique.

En plus de la modélisation, les méthodes non linéaires sont aussi appliquées afin de comprendre le mécanisme des arythmies cardiaques, de les prévoir et les reconnaître à partir de l'enregistrement ECG comme 'il a été déjà cité dans le chapitre précédent.

Dans le présent chapitre, ces méthodes sont appliquées en vue d'une reconnaissance des pathologies cardiaques.

En fait, trois anomalies cardiaques sont étudiées dans ce chapitre. Il s'agit de l'insuffisance cardiaque, les anomalies supra ventriculaires et la fibrillation auriculaire.

5.2 Analyse du comportement chaotique de la variabilité du rythme cardiaque.

Beaucoup de discussions ont été soulevées concernant la présence du chaos dans l'activité cardiaque. Classiquement, cette activité a été décrite par de simples modèles linéaires. Autrement dit, l'activité cardiaque a été modélisée par une sommation des sinus. Ces modèles n'arrivent pas à décrire correctement l'activité du cœur. Afin de surmonter cette limite, l'activité cardiaque a été représentée par des modèles non linéaires. Ces modèles, basés sur des résultats expérimentaux, ont essayé d'expliquer d'une part le fonctionnement du cœur et d'autre part comment les autres processus physiologiques ; telle que la respiration ; peuvent influencer sur ce fonctionnement. Malgré que ces modèles aient pu répondre à certaines questions, d'autres questions restent toujours posées. Une des ces questions est : est ce que l'activité cardiaque est chaotique ?

Plusieurs travaux ont essayé de répondre à cette question [1-3]. Certaines d'eux ont signalé que l'activité cardiaque est chaotique [1] [3], d'autres ont rapporté que la nature chaotique de la variabilité cardiaque n'est pas claire [2].

Ce débat nous a motivé à étudier le comportement de la variabilité cardiaque à travers l'étude décrite dans le paragraphe suivant.

En effet, plusieurs travaux ont été faits dans le but de découvrir la présence du comportement chaotique dans l'activité cardiaque. Cette activité de nature non linéaire a été analysée et modélisée par des méthodes de même nature, c'est-à-dire non linéaires. Plusieurs travaux, tels que ceux cités auparavant, ont essayé de mettre en évidence l'existence du chaos dans cette activité. Mais pourquoi, on cherche un tel comportement ? La réponse est assez simple. Un tel comportement permet de mieux comprendre l'origine de différentes dynamiques qui apparaissent pendant cette activité. Comprendre l'origine de ces

dynamiques est très bénéfique en terme diagnostique, pronostic et thérapeutique. La compréhension de cette nature permet de mieux classer cette activité (pathologique ou non pathologique) selon la nature de ces dynamiques. Elle permet aussi de prévoir les futurs états du fonctionnement cardiaque. Finalement, elle permet d'expliquer ces dynamiques et ce qui est intéressant en terme thérapeutique.

L'exploration de la nature de l'activité cardiaque, c'est-à-dire chaotique ou non chaotique, est faite selon deux tendances de recherche. Une première tendance consiste à modéliser à partir des données expérimentales, l'activité cardiaque, et de vérifier par la suite la nature du fonctionnement du cœur par le biais de ces modèles. C'est le cas par exemple du travail récemment fait par Ferreira et al. [5]. D'après le modèle proposé par ces auteurs, il est possible non seulement de contrôler le comportement chaotique du cœur mais aussi de supprimer ce comportement. Ces modèles ont montré de bonnes performances théoriques mais ils sont impraticables dans la vie clinique. Cette lacune entre la théorie et la pratique s'explique par la fiabilité de ces modèles. Autrement dit, il est clair que les résultats de telle tendance dépendent énormément de la fiabilité des modèles construits. Il est clair aussi que la reconstruction de tels modèles nécessite un nombre assez important de données, ce qui n'est pas toujours faisable dans le domaine de la biologie et de la médecine.

Un deuxième axe de recherche exploite les données expérimentales elles mêmes sans le passage par la phase de la modélisation. Dans ce cas, les méthodes non linéaires citées dans les chapitres précédents sont appliquées directement sur les données expérimentales tels que le signal ECG ou la variabilité du rythme cardiaque. Souvent, les exposants de Lyapunov sont utilisés pour vérifier la nature de l'activité cardiaque. Comme 'il était signalé auparavant, un débat est soulevé concernant cette nature.

5.2.1 Méthode et matériels.

L'exposant de Lyapunov a été utilisé pour vérifier la nature chaotique de la variabilité du rythme cardiaque. En effet, ces exposants ont été appliqués à deux groupes de rythmes cardiaques. Un premier groupe constitué des signaux de la variabilité cardiaque traduisant un rythme cardiaque normal. Ces signaux sont obtenus à partir de la base de données universelle « Physio Bank » [5]. Le deuxième groupe est constitué des signaux de la VRC extraits des patients ayant une insuffisance cardiaque. Ces signaux sont aussi disponible gratuitement dans la base « Physio Bank » [5].

L'évaluation du comportement de la variabilité, c'est-à-dire chaotique ou non chaotique, est faite par le biais du coefficient (LLE¹), le plus grand des exposants de Lyapunov. Pour chacun des deux groupes, LLE est calculé par deux méthodes différentes [6] [7]. L'existence d'un LLE positif est un signe de la présence d'un comportement chaotique.

5.2.2 Résultats et discussion

Les résultats obtenus sont représentés dans le tableau 5.1.

Rappelons que la présente étude vise à évaluer la nature de la variabilité cardiaque en vérifiant le signe du LLE.

D'après les résultats obtenus, on constate que dans le cas des rythmes normaux, les exposants calculés par la première méthode sont négatifs. Cette constatation est vraie pour tous les

¹ The Largest Lyapunov Exponent.

signaux de la VRC de ce groupe. Ces résultats impliquent que aucun de ces signaux représentent un comportement chaotique.

	1 ^{ère} Méthode				2 ^{ème} Méthode			
	Intervalle		moyenne	σ	Intervalle		moyenne	σ
	Min	max			Min	max		
Rythme cardiaque normal	-0.715	-0.159	-0.4847	0.1261	-1.385	0.8100	-0.195	0.183
Insuffisance cardiaque	-0.860	0.240	-0.5233	0.195	-1.819	1.248	-0.291	0.472

Tableau 5.1 Evaluation du comportement chaotique.

Dans le cas des signaux des patients ayant une insuffisance cardiaque, on constate une diminution dans la valeur moyenne du LLE par rapport à celle des patients ayant un rythme normal. Mais on constate aussi l'existence des exposants positifs indiquant l'existence du chaos dans certains enregistrements de la VRC relatives aux patients ayant une insuffisance cardiaque.

En effet, l'application de la deuxième méthode donne des résultats contradictoires à ceux révélés par la première méthode appliquée au premier groupe. Malgré que la valeur moyenne des LLE soit toujours négative, on remarque l'existence des valeurs positive du LLE. Ceci montre un comportement chaotique dans la variabilité du rythme cardiaque chez certains sujets sains.

Ces résultats permettent de donner une explication de l'origine du débat soulevé concernant le comportement de la variabilité du rythme cardiaque. En effet, il apparait que les résultats obtenus dépendent énormément de la méthode utilisée pour estimer les exposants de Lyapunov. Si cette estimation est inexacte, de fausses conclusions seront faites. En plus, cette estimation nécessite la détermination des deux paramètres m et τ . Il n'existe aucun choix universel de ces deux paramètres. Différentes combinaisons de ces deux paramètres peuvent mener à des conclusions contradictoires. Mais cette inexistence de ce choix universel est logique. En réalité, la dynamique de l'activité cardiaque varie d'une personne à une autre, même si

ces sujets sont des sujets sains. En plus, elle change chez la même personne selon son activité physique et ses émotions.

Un autre facteur qui rend difficile l'évaluation des exposants de Lyapunov, est par conséquent la nature de l'activité cardiaque, est la présence des bruits. Certains travaux récents ont démontré que l'estimation de ces exposants devient très sensible aux bruits lorsque l'intensité de ces derniers augmente [8-9].

Dans la plus part des travaux existant dans la littérature, la réponse à la question : « est ce que l'activité cardiaque est chaotique ? », est généralement négative ou aucune conclusion n'est faite [10].

Avant d'essayer de répondre à cette question, il est nécessaire de prouver tout d'abord que le cœur est gouverné par des lois déterministes [11]. En réalité, certains travaux ont rapporté l'absence de ce déterminisme dans certains cas pathologiques telle que la fibrillation auriculaire [12]. D'autres travaux ont essayé de vérifier le déterminisme et le chaos au niveau de la cellule elle-même [13-15]. Ils ont signalé que le chaos dans l'activité cardiaque prend lieu initialement au niveau de la cellule. En effet, l'activité cardiaque dépend largement de la concentration de certains ions dans le plasma notamment le calcium, le potassium et le sodium. Une forte concentration de calcium produit des contractions du muscle cardiaque tandis que celle du potassium engendre une diminution de cette dernière.

Ces constatations donnent une idée sur l'origine du débat concernant la nature chaotique de l'activité cardiaque. Autrement dit, il apparait que la nature multi-échelle de l'activité cardiaque est une autre raison des résultats contradictoires cités dans la littérature.

En bref, il est difficile d'évaluer la nature de l'activité cardiaque. Les résultats obtenus montrent que certaines périodes de la variabilité du rythme cardiaque est chaotiques alors que d'autres ne représentent pas cette caractéristique. En effet, ceci peut être expliqué par l'effet que l'activité électrique du cœur engendre plusieurs régimes afin de répondre à certains besoins internes. En plus, la nature chaotique peut exister dans une échelle (cellulaire) et disparaître dans d'autres échelles (tissu) [15].

5.3 Comparaison entre la variabilité cardiaque des sujets sains et pathologiques

Un premier objectif de la présente étude est d'analyser la complexité, la non linéarité et la nature fractale de la variabilité cardiaque. Le deuxième objectif de cette étude est d'apprécier comment ces trois caractéristiques (complexité, non linéarité et la nature fractale) varient lorsque une pathologie cardiaque est présente.

5.3.1 Matériels et méthodes

Afin d'atteindre les deux objectifs cités auparavant, trois groupes de signaux de la variabilité du rythme cardiaque sont analysés. Un premier groupe est constitué des signaux de la VRC générés à partir des sujets sains. Un deuxième groupe contient des signaux de la VRC extraits à partir des enregistrements ECG des personnes ayant une insuffisance cardiaque (IC). Le troisième groupe est composé des signaux de la VRC des personnes ayant des anomalies supra ventriculaires (SV). Ces signaux sont disponibles et téléchargeables à partir de la base des signaux ECG « Physiobank » [5]. Les trois groupes sont alors constitués de signaux de 24 heures traduisant la variabilité du rythme cardiaque de personnes saines, des personnes ayant une insuffisance cardiaque et de personnes ayant une anomalie supra

ventriculaire.

Ces signaux sont divisés en segments de courtes durées afin d'assurer la stationnarité de la variabilité du rythme cardiaque. En effet, cette stationnarité est très importante lors de l'estimation de certains paramètres non linéaires telle que la dimension corrélation. Chaque segment est ensuite filtré en utilisant le filtre adaptatif proposé par Wessel N. et al. [16]. Ce filtre a été décrit dans le troisième chapitre. En effet, cette étape est très importante afin d'éliminer les battements ectopiques. Finalement, les paramètres non linéaires sont calculés à partir de chaque segment.

5.3.2 Résultats et discussion

Les résultats obtenus sont résumés sur le tableau 5.2. Afin de faciliter la comparaison, ces résultats sont illustrés sous forme d'histogrammes sur la figure 5.2.

	SampEn	α_1	α_2	D2
Normal	1.758 \pm 0.291	0.874 \pm 0.228	0.429 \pm 0.108	2.889 \pm 0.787
IC	0.625 \pm 0.549	0.748 \pm 0.368	0.718 \pm 0.363	0.826 \pm 1.620
SV	0.915 \pm 0.496	0.479 \pm 0.496	0.563 \pm 0.340	1.471 \pm 1.178

Tableau 5.2 comparaison entre les indices non linéaires des sujets sains, patients ayant une IC et patients ayant une SV

Selon les résultats obtenus, on constate une diminution dans les valeurs de l'entropie échantillonnée chez les sujets ayant une pathologie cardiaque. Cette diminution est plus considérable dans le cas d'une insuffisance cardiaque par rapport à une anomalie supra ventriculaire. Ceci implique que, si une pathologie cardiaque est présente, les signaux de la variabilité

cardiaque représentent une régularité plus importante par rapport aux sujets sains. En réalité, la même constatation a été faite par [17] dans le cas d'une anomalie coronarienne. Dans la référence précédente, les auteurs ont rapporté qu'une diminution dans les valeurs de l'entropie approximative et échantillonnée a été remarquée chez les patients souffrant d'une coronaropathie par rapport à celle des sujets sains. Cette diminution peut être expliquée par l'effet que le cœur devient moins sensible aux excitations internes et externes. Des observations opposées ont été signalées dans d'autres travaux [18-19]. Rattapong S. et al [18] ont mentionné que l'entropie échantillonnée est plus élevée dans le cas d'une fibrillation auriculaire par rapport au cas normal.

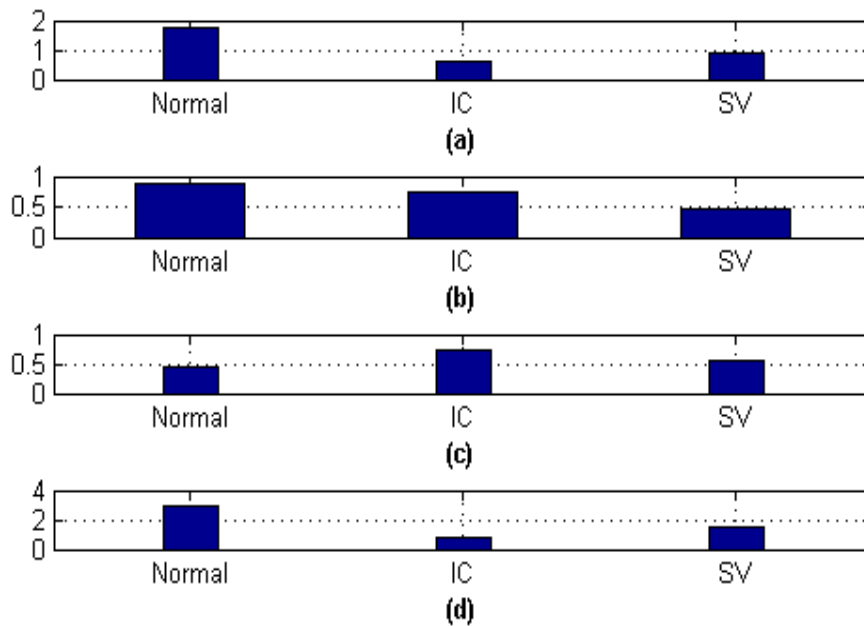


Figure 5.1 Comparaison entre les indices non linéaires des cas normaux et des cas pathologiques : (a) l'entropie échantillonnée, (b) α_1 , (c) α_2 et (d) D2

En effet, leur conclusion a été faite en analysant la variabilité du signal traduisant l'activité auriculaire, alors que dans la présente étude la conclusion est faite en utilisant la variabilité du rythme cardiaque. Autrement dit, Rattapong S. ont calculé l'entropie échantillonnée à partir des intervalles QT alors que dans la présente étude, cet indice a été calculé en utilisant la variabilité de l'intervalle RR. Dans [19], les auteurs ont utilisé l'entropie approximative au lieu de l'entropie échantillonnée. Une augmentation dans l'entropie approximative a été remarquée dans les cas pathologiques. Cette augmentation implique que ces cas représentent une complexité plus élevée par rapport aux cas normaux. Ceci implique que la variabilité du rythme cardiaque devient de plus en plus imprédictible. Mais rappelons que l'entropie approximative est moins robuste aux choix des deux paramètres r et m . En plus, elle est moins consistante par rapport à l'entropie échantillonnée à cause de l'effet de l'autosimilarité. De plus, même si l'entropie échantillonnée est exploitée, le choix de la tolérance r influe considérablement les résultats obtenus. Goya Esteban R. et al.[20] ont rapporté que le choix classique de r conduit à une valeur de l'entropie échantillonnée plus élevée dans le cas d'une insuffisance cardiaque par rapport aux cas normaux. Alors que, si la valeur de r a été fixée à 20% de la variance du l'enregistrement complet, c'est-à-dire de l'enregistrement de 24 heures, les valeurs de l'entropie échantillonnée sont inférieures à celles des cas normaux. En réalité, c'est cette méthode qui était adopté dans la présente étude.

Les résultats obtenus indiquent aussi qu'une diminution dans les valeurs de l'exposant α_1 se produit dans les cas pathologiques. En effet, l'exposant α_1 a une valeur de 0.874 pour un cas normal. Ceci implique la nature fractale de la variabilité du rythme cardiaque. Cette caractéristique a été aussi signalé par Baillie et al.[21]. Cette caractéristique est moins remarquable chez les personnes âgées [22]. De même, la nature fractale est moins

remarquable chez des personnes ayant une anomalie cardiaque. Ceci explique la réduction dans les valeurs de l'exposant α_1 dans le cas d'une insuffisance cardiaque ou une arythmie supra ventriculaire. Les mêmes résultats ont été affirmés par [22-23]. Chiu K. et al. [23] ont mentionné que le dosage régulier des patients ayant une insuffisance cardiaques, par de Carvedilol a permis de restaurer la nature fractale de la variabilité cardiaques. Cette restauration se produit progressivement jusqu'au troisième mois. La réduction dans la nature fractale ainsi que dans la complexité de la variabilité cardiaque est fortement liée au degré de sévérité de dysfonctionnement du ventricule gauche [24]. Plus précisément, l'entropie échantillonnée et l'exposant α_1 apportent des informations pertinentes sur la fraction d'éjection¹ du ventricule gauche dans le cas d'une insuffisance cardiaque.

L'explication de la diminution de la valeur de l'exposant α_1 , a été signalée dans le chapitre précédent. Lorsqu'un état d'insuffisance cardiaque s'installe, une augmentation du rapport $\frac{HF}{LF}$ se produit, et par conséquence α_1 diminue.

Dans le cas d'une anomalie supra ventriculaire, la perte de cette caractéristique est plus remarquable par rapport à une insuffisance cardiaque. En réalité, la perte de cette caractéristique est lié à l'effet que, dans un cas pathologique, l'influence des stimulations externe devient moins importante et par conséquent l'activité cardiaque devient de plus en plus régulière. Ceci peut engendrer d'autres arythmies cardiaques plus graves et létales [23]. Dans le cas d'une SV, on constate que la valeur de α_1 est inférieure à 0.5. Ceci traduit une anti corrélation dans la variabilité cardiaque analysée dans des courtes durées.

¹ La fraction d'éjection est le rapport entre le volume d'éjection systolique et le volume diastolique. Chez un sujet sain, elle égale à 60% .

Contrairement à α_1 , l'exposant α_2 est plus important dans les deux cas pathologiques par rapport au cas normal. Cette augmentation est due à la régularité de la respiration chez les personnes ayant une insuffisance cardiaque. Or, la respiration est fortement liée à l'indice fréquentiel VLF. Selon l'équation (4.4) (Voir chapitre 4) , une augmentation de cet indice mène à une augmentation de α_2 .

On constate aussi qu'il y a une diminution dans les valeurs de la dimension de corrélation chez les sujets ayant une pathologie cardiaque. Ces résultats confirment ceux obtenus par le biais de l'entropie échantillonnée et l'analyse fractale. Ils confirment aussi ceux affirmés par [25]. Rappelons que la dimension de corrélation donne une indication sur le nombre des variables d'état nécessaires pour décrire le comportement d'un système dynamique. Plus ce système est complexe, plus le nombre de ces variables est important. Si une anomalie cardiaque se produit, l'activité cardiaque devient régulière et par conséquent la complexité diminue. Cette diminution se traduit par une réduction dans la dimension de corrélation.

D. Almoznino-Sarafian et al. [25] ont signalé que cette diminution a été plus remarquable dans le cas de l'insuffisance cardiaque par rapport aux autres cas pathologiques. Ce qui a été confirmé par notre étude. Ces constatations restent vraies indépendamment des valeurs obtenues. Plus précisément, D. Almoznino-Sarafian et al. ont rapporté que la valeur de la D2 est inférieure 3.75, alors que dans notre cas, elle est égale à 0.826. Ceci revient à la longueur des signaux de la variabilité du rythme cardiaque. Dans cette étude, les valeurs de la dimension de corrélation ont été calculées en utilisant des segments de courtes durées alors que dans leur analyse, des signaux de 24 heures ont été exploités.

5.4 Analyse multi-échelles de la variabilité du rythme cardiaque

L'entropie « multi-échelle » a été introduite, comme son nom l'indique, pour mieux exprimer la nature « multi-échelle » des signaux physiologiques. Cette nature signifie que les propriétés temporelles et fréquentielles changent d'une échelle à une autre. En effet, ces caractéristiques ne sont plus les mêmes lors des passages de l'échelle nanoscopique (cellules) à une échelle macroscopique (organes) [26]. En d'autre terme, la complexité change d'une échelle à une autre pour permettre aux corps humain de s'ajuster aux changements internes et externes. Cette complexité diminue avec l'âge ou dans le cas d'une anomalie cardiaque comme le montre les études faites auparavant.

5.4.1 Matériel et méthodes

La présente étude est faite dans le but d'évaluer comment la complexité de l'activité cardiaque change d'une échelle à une autre. Deux groupes de signaux de la variabilité du rythme cardiaque sont exploités. Un contient des signaux traduisant un rythme normal alors que l'autre est composé des signaux VRC extraits à partir des enregistrements ECG des patients ayant une insuffisance cardiaque. Pour chaque groupe, une analyse « multi-échelle » est faite. Cette analyse consiste à calculer l'entropie « multi-échelle » pour chaque signal de ces deux groupes. L'entropie échantillonnée est toujours adoptée pour quantifier la complexité des signaux de la VRC. L'ordre de l'échelle varie de 1 à 10. En effet, une échelle d'ordre 1 correspond à l'entropie échantillonnée elle-même dont leurs valeurs sont représentées sur le tableau 5.2.

Les signaux du rythme cardiaque sont segmentés à des durées de 5 minutes. Rappelons que le but de cette segmentation est de maintenir la stationnarité de ces signaux et de répondre aux recommandations internationales. Rappelons aussi que le

filtrage de ces signaux est indispensable dans le but d'éliminer d'une part les battements ectopiques et d'autre part pour minimiser l'effet de la fluctuation de la ligne de base.

5.4.2 Résultats et discussion

Les résultats obtenus sont représentés sur le tableau 5.3 et illustrés sur la figure 5.2.

D'après ces résultats, on peut clairement constater que la complexité change d'une échelle à une autre dans les deux groupes. On constate aussi une relation linéaire entre l'ordre de l'échelle et les valeurs de l'entropie. Lorsque cet ordre augmente, la valeur de l'entropie augmente à l'exception de la première échelle. On observe aussi que la complexité de la variabilité cardiaque chez des sujets sains est toujours élevée par rapport à celle des sujets ayant une IC. Cette constatation est vraie pour toutes les échelles.

Dans le cas de l'IC, cette augmentation a été aussi rapportée par Costa et Healey[27]. Dans leur étude, cette augmentation débute à partir de la quatrième échelle alors que dans la présente étude cette augmentation est observée à partir de la deuxième échelle. Les auteurs ont aussi affirmé que l'analyse « multi-échelle » a permis de mieux distinguer les deux groupes. Malheureusement, cette étude montre des résultats contradictoires avec ceux obtenus par Costa et Healey. En réalité, la présente étude montre que l'entropie échantillonnée traditionnelle est mieux placée pour faire une discrimination entre les deux groupes. Autrement dit, l'écart mesuré entre les valeurs de l'entropie échantillonnée, est élevé dans la première échelle. Ceci peut être dû à la longueur des signaux de la variabilité du rythme cardiaque. Leurs résultats ont été acquis à partir des signaux Holter alors que les valeurs mentionnées dans la présente étude sont obtenus à partir des

segments de 5 minutes. En effet, l'utilisation des enregistrements des signaux de longues durées risque de perturber la stationnarité de ces signaux. Mais, l'utilisation des signaux de courtes durées engendre un autre type de problème. En réalité, si la série temporelle est relativement courte, la détermination des échelles d'ordres élevés est impossible.

La constatation que l'entropie échantillonnée traditionnelle produit une meilleure discrimination par rapport à celle « multi-échelle », ne coïncide pas avec certains d'autres travaux [28-29]. Ces deux travaux ont montré que l'analyse « multi-échelle » permet de mieux apprécier la complexité de l'activité cardiaque si un état d'ischémie s'installe. Cette limitation prouvée par la présente étude peut être due au choix de la tolérance r . Singh B et Singh D.[30] ont montré que ce choix a une influence considérable sur les valeurs de l'entropie « multi-échelle ». Choisir une des valeurs recommandées n'est pas toujours le choix le plus adéquat. Les auteurs proposent alors d'utiliser une tolérance qui maximise l'entropie « multi-échelle ».

Echelle	Normal	IC
1	1.758±0.29	0.625±0.54
2	0.963±0.46	0.515±0.46
3	0.969±0.47	0.550±0.47
4	1.047±0.49	0.604±0.49
5	1.097±0.51	0.651±0.51
6	1.123±0.53	0.699±0.53
7	1.156±0.54	0.741±0.54
8	1.158±0.55	0.773±0.55
9	1.187±0.55	0.795±0.55
10	1.198±0.58	0.837±0.58

Tableau 5.3 analyse multi-échelle de la variabilité du rythme cardiaque

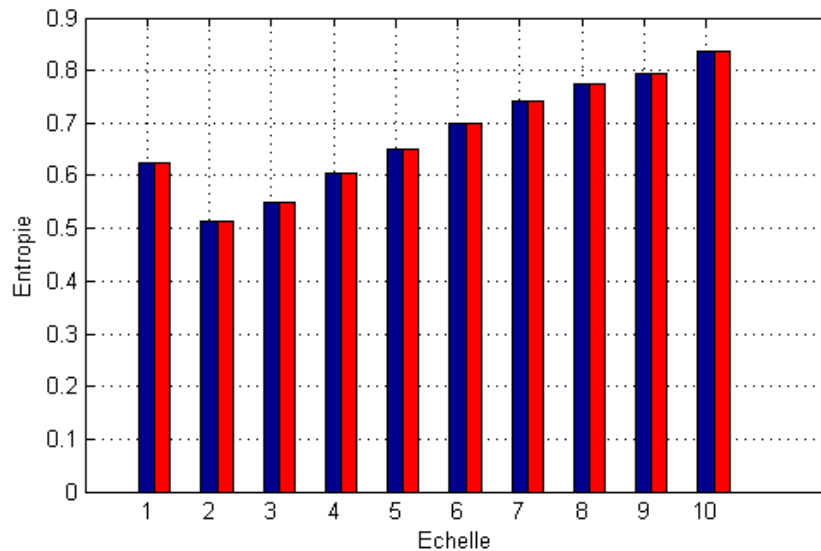


Figure 5.2 Evaluation de la complexité par l'entropie « multi-échelle » : en bleu rythme normal, en rouge IC.

5.5 Analyse de la fibrillation auriculaire (FA)

La fibrillation auriculaire est un trouble de rythme cardiaque causé par un dysfonctionnement de l'oreillette. Si une FA s'installe, une activation aléatoire des cellules myocardiques auriculaires se produit. La contraction auriculaire n'est plus gérable par le nœud sinusal. L'onde P est remplacée par une succession d'ondes désignées par ondes « f ». Cette arythmie peut être expliquée par des excitations ectopiques externes souvent générées par les veines pulmonaires ou par l'oreillette elle-même.

Les FA sont classées selon certains critères tels que leurs

nombre, fréquences et la réponse de la personne à la restauration du rythme normal (par médicament ou choc électrique). Si la restauration du rythme normal est spontanée avant 24 heures ou même après 7 jours de début de la fibrillation, on parle alors d'une fibrillation paroxysmale ou paroxystique. Dans le cas contraire, c'est-à-dire, dans le cas où la fin de la fibrillation ne se déclenche pas spontanément, la fibrillation est dite persistante. Dans ce type de fibrillation, la restauration du rythme normal se fait par un électrochoc ou par des médicaments. Si la fibrillation dure plus d'un an on parle alors d'une fibrillation permanent. En effet, dans certains cas, même si la restauration du rythme normal est faite avec succès, la fibrillation auriculaire peut survenir une autre fois.

Il est donc nécessaire de prévoir le début de cette anomalie notamment si une implantation d'un pacemaker est faite. En plus, il est essentiel de développer des méthodes robustes qui peuvent prédire non seulement l'efficacité de l'électrochoc mais aussi de prévoir si une fibrillation aura lieu une autre fois après son traitement. Il apparait que les méthodes non linéaires sont bien placées pour atteindre ces objectifs [31].

5.5.1 Matériels et Méthodes

5.5.1.1 Description des signaux de la fibrillation auriculaire

Cette étude vise à étudier la complexité de l'activité auriculaire chez des patients ayant une fibrillation auriculaire. Pour atteindre cet objectif des enregistrements ECG sont requis de la base « physiobank ». Une description détaillée de cette base a été donnée par Mood G.B[32]. Elle est constituée de deux parties. Dans la présente étude, c'est la première partie de cette base qui est utilisée pour étudier la complexité de la variabilité auriculaire. Cette partie est formée de 30 enregistrements ECG extraits des enregistrements de 24 heures. Ces signaux sont

divisés en trois groupes libellés N, S et T. chaque groupe contient dix enregistrements ECG. Le groupe N contient des enregistrements ECG dont la fin de la fibrillation ne peut être observée qu'après au moins une heure après la fin de chaque enregistrement. Dans deuxième groupe, désigné par S, la fin de la fibrillation auriculaire est observée une minute après la fin de chaque enregistrement. Dans le groupe T, la fin de la fibrillation auriculaire aura lieu directement après la fin des enregistrements ECG. En réalité, le groupe S est constitué à partir du groupe T. autrement dit, les dix enregistrements du groupe T sont des continuations des dix enregistrements du groupe S. les figures 5.3, 5.4 représentent, respectivement, des enregistrements extraits du premier et du troisième groupe.

5.5.1.2 Extraction de l'activité auriculaire

L'extraction de l'activité auriculaire est faite par une méthode similaire à celle utilisée dans [33]. Elle est basée essentiellement sur la détection des segments TQ du signal ECG. Le segment TQ est la durée du signal ECG comprise entre l'onde T d'un battement cardiaque et l'onde Q du battement suivant. Il est supposé le segment le plus adéquat pour décrire la fibrillation auriculaire. En effet, lorsqu'une fibrillation auriculaire prend lieu, les activités auriculaire et ventriculaire sont décorréliées.

L'identification de ce segment nécessite tout d'abord une détection de la fin de l'onde T et le début de l'onde Q. cette étape est accomplie par l'algorithme de la détection décrit dans le premier chapitre. Après que la délimitation des segments TQ, la composante continue de chaque intervalle TQ est éliminé. Ces segments sont multipliés par une fenêtre dont son amplitude augmente linéairement de 0 à 1 dans les 10% premiers échantillons de chaque segment TQ, et décroît graduellement de 1 à 0, pour les dix derniers échantillons. Cette multiplication vise

à éliminer les changements bruts qui peuvent se produire lorsqu'on relie les différents segments TQ pour former le signal de l'activité auriculaire. En effet, c'est l'onde auriculaire principale qui est utilisée pour caractériser l'activité auriculaire. Cette onde est obtenue en filtrant l'activité auriculaire constituée à partir des segments TQ. Elle est obtenue en utilisant un filtre passe bande de 3-9 Hz. La méthode est décrite sur les figures 5.5 et 5.6.

Après que l'onde auriculaire principale est extraite, l'entropie approximative, l'entropie échantillonnée et la dimension de corrélation sont calculées afin d'évaluer la complexité de cette activité. En effet, ces trois paramètres sont calculés en utilisant trois valeurs de la tolérance r : 0.01, 0.15 et 0.20.

5.5.1.3 Résultats et discussion

Les résultats obtenus sont résumés sur les tableaux 5.4, 5.5 et 5.6. Sur ces tableaux, seulement les résultats des deux groupes N et T sont représentés.

	$r=0.10*\sigma$		$r=0.15*\sigma$		$r=0.20*\sigma$	
	N	T	N	T	N	T
Enregistrement 1	0.233	0.219	0.317	0.322	0.348	0.383
Enregistrement 2	0.237	0.244	0.331	0.34	0.399	0.411
Enregistrement 3	0.22	0.2	0.309	0.295	0.344	0.355
Enregistrement 4	0.234	0.23	0.315	0.333	0.405	0.411
Enregistrement 5	0.202	0.234	0.312	0.314	0.384	0.353
Enregistrement 6	0.179	0.236	0.192	0.331	0.406	0.402
Enregistrement 7	0.247	0.246	0.343	0.336	0.417	0.396
Enregistrement 8	0.177	0.248	0.177	0.342	0.113	0.406
Enregistrement 9	0.249	0.232	0.342	0.328	0.417	0.397
Enregistrement 10	0.232	0.202	0.334	0.318	0.381	0.407

Tableau 5.4 valeurs de l'entropie approximative des deux groupes N et T.

	$r=0.10*\sigma$		$r=0.15*\sigma$		$r=0.20*\sigma$	
	N	T	N	T	N	T
Enregistrement 1	0.351	0.317	0.253	0.275	0.352	0.450
Enregistrement 2	0.312	0.340	0.276	0.293	0.457	0.600
Enregistrement 3	0.256	0.131	0.190	0.083	0.242	0.550
Enregistrement 4	0.344	0.332	0.279	0.283	0.528	0.640
Enregistrement 5	0.314	0.288	0.266	0.232	0.473	0.540
Enregistrement 6	0.191	0.311	0.082	0.271	0.260	0.570
Enregistrement 7	0.322	0.326	0.293	0.263	0.436	0.570
Enregistrement 8	0.174	0.347	0.056	0.288	0.257	0.570
Enregistrement 9	0.339	0.309	0.291	0.253	0.481	0.520
Enregistrement 10	0.313	0.319	0.264	0.270	0.521	0.410

Tableau 5.5 valeurs de l'entropie échantillonnée des deux groupes N et T.

	$r=0.10*\sigma$		$r=0.15*\sigma$		$r=0.20*\sigma$	
	N	T	N	T	N	T
Enregistrement 1	0.760	0.501	0.599	0.418	0.553	0.344
Enregistrement 2	1.000	0.732	0.828	0.572	0.605	0.443
Enregistrement 3	1.016	0.669	0.862	0.537	0.686	0.422
Enregistrement 4	1.209	0.661	1.050	0.525	0.829	0.414
Enregistrement 5	0.925	0.518	0.759	0.433	0.578	0.356
Enregistrement 6	0.376	0.940	0.331	0.774	0.849	0.575
Enregistrement 7	0.884	0.501	0.701	0.416	0.520	0.343
Enregistrement 8	0.273	0.691	0.246	0.547	0.219	0.427
Enregistrement 9	1.228	1.141	1.068	0.996	0.850	0.782
Enregistrement 10	0.603	0.775	0.489	0.609	0.393	0.465

Tableau 5.6 valeurs de la dimension de corrélation des deux groupes N et T.

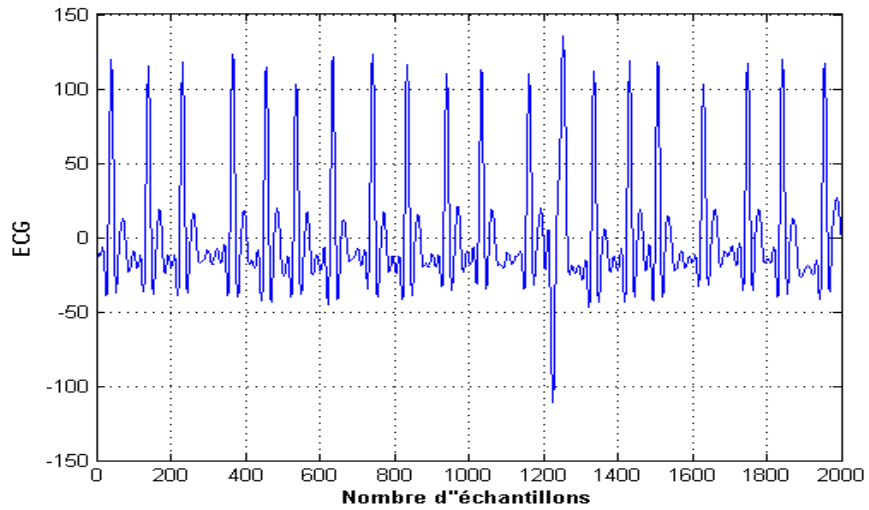


Figure 5.3 Deuxième enregistrement ECG du groupe N

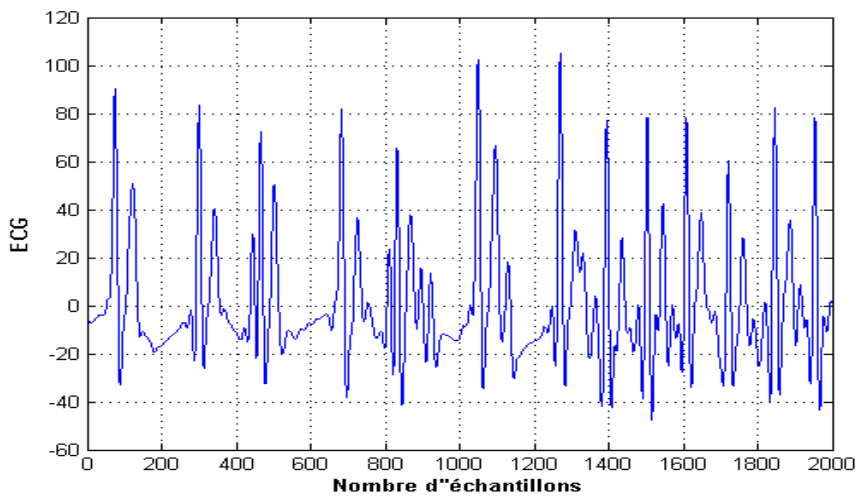


Figure 5.4 Troisième enregistrement ECG du groupe T

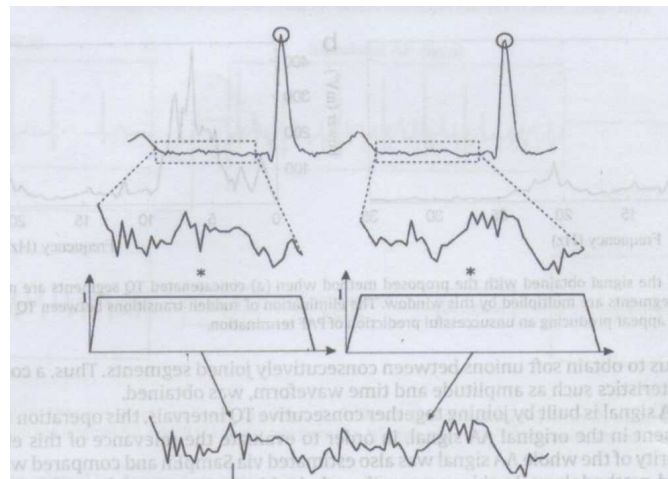


Figure 5.5 Description de la méthode d'extraction de l'activité auriculaire [33]

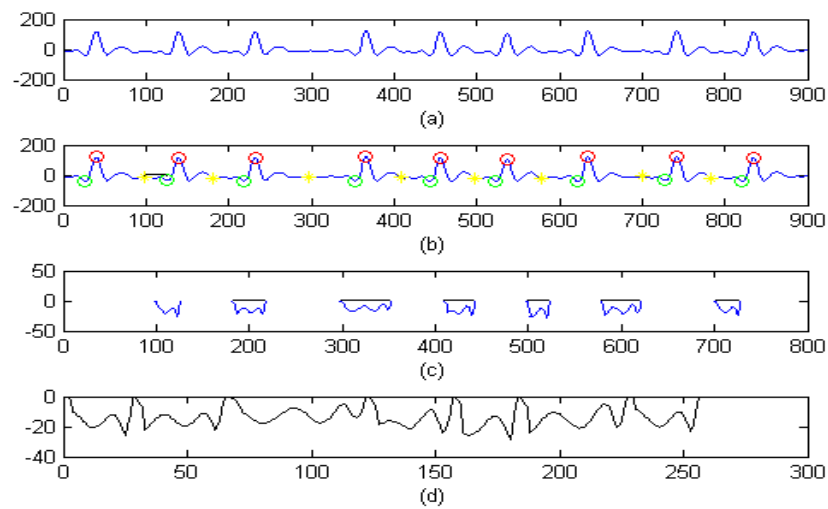


Figure 5.6 Extraction de l'AA : (a) signal ECG, (b) détection des ondes T et Q (c) extraction des intervalles TQ, (d) extraction de l'AA.

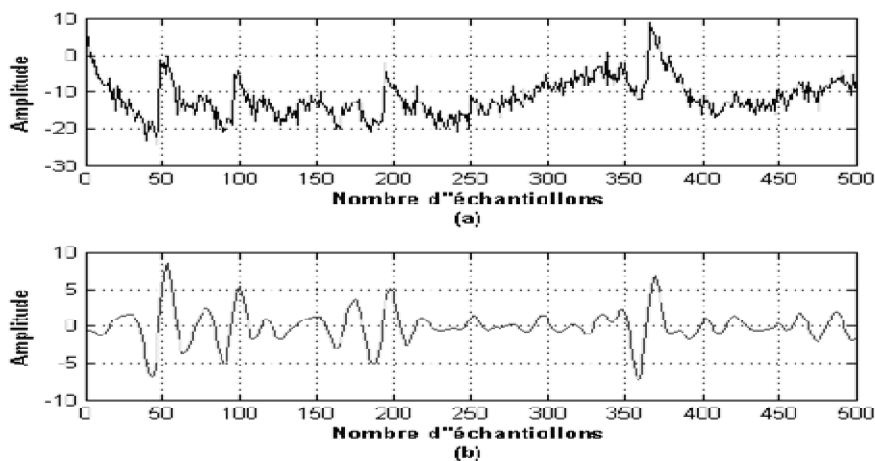


Figure 5.6 Extraction de l'onde auriculaire fondamentale : (a) l'AA, (b) l'onde auriculaire fondamentale.

Les résultats obtenus sont aussi représentés sur les figures 5.8, 5.9 et 5.10.

Il est difficile d'étudier la complexité de l'activité auriculaire pendant une fibrillation artriculaire. Cette difficulté est due à l'effet que cette activité est contrôlée par des foyers ectopiques au lieu du nœud sinusal.

Plusieurs travaux ont été consacrés pou analyser cette activité. Cervigon R. et al. [34] ont mentionné que l'entropie échantillonnée mesuré à partir de l'activité auriculaire des patients ayant une fibrillation récurrente, est plus élevée par rapport à celle des patients ayant une FA non récurrente. Ceci implique que la complexité de l'activité auriculaire est plus importante dans le cas d'une FA récurrente. Alcaraz R. et Reita J. J. [35] ont rapporté que cette activité est moins complexe dans le cas d'une fibrillation paroxysmique que dans le cas d'une FA

permanente.

Les auteurs ont signalé qu'il est possible de séparer les deux types de la FA à partir des valeurs de l'entropie échantillonnée. Cette dernière a été calculée en utilisant l'onde principale de l'activité auriculaire et qui peut être obtenue en filtrant l'activité auriculaire.

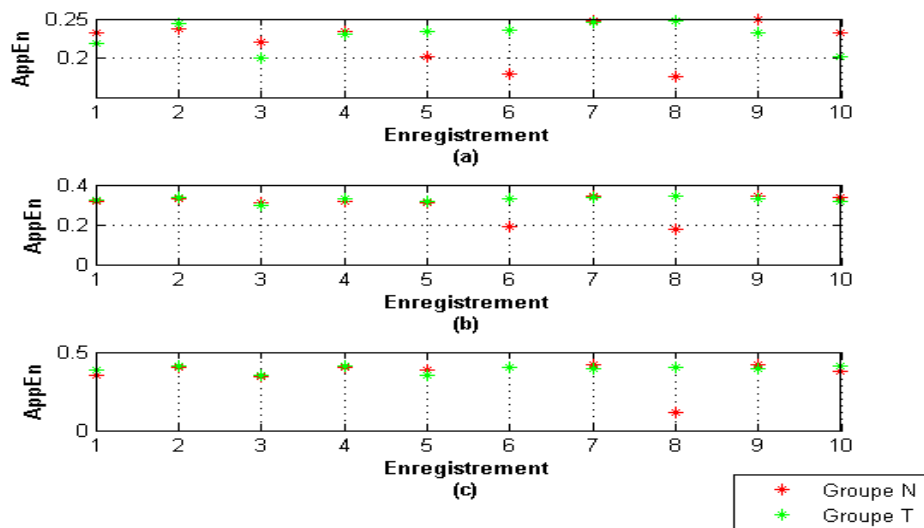


Figure 5.8 Comparaison entre les valeurs de l'entropie approximative des deux groupes N et T :
 (a) $r = 0.10 * \sigma$, (b) $r = 0.15 * \sigma$, (c) $r = 0.20 * \sigma$

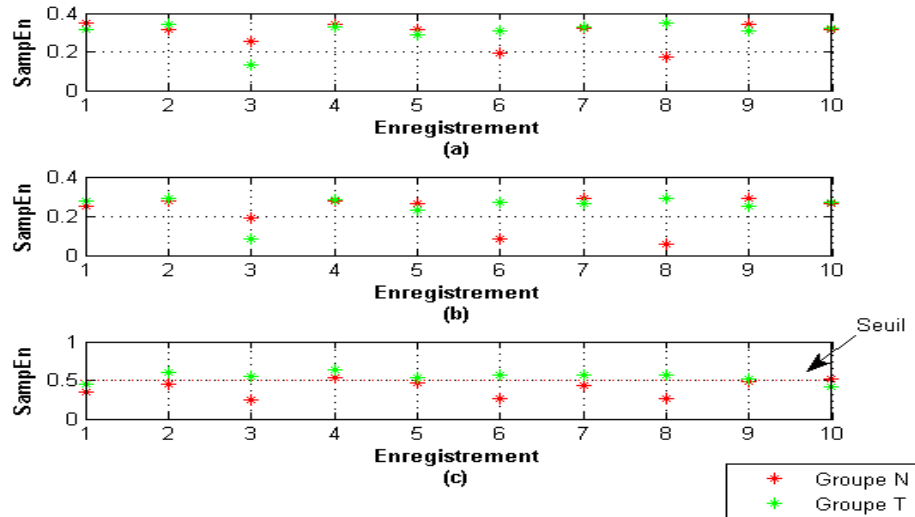


Figure 5.9 Comparaison entre les valeurs de l'entropie échantillonnée des deux groupes N et T :
 (a) $r = 0.10 * \sigma$, (b) $r = 0.15 * \sigma$, (c) $r = 0.20 * \sigma$

Dans la présente étude, la séparation des deux groupes n'est pas faisable si on considère l'entropie approximative comme étant le critère de discrimination puisque les valeurs de cette dernière se chevauchent. En effet ceci est vrai pour les trois valeurs de la tolérance r . cette discrimination est aussi difficile dans le cas des valeurs de l'entropie échantillonnée calculées pour les deux valeurs de la tolérance r ($r = 0.10 * \sigma$ et $r = 0.15 * \sigma$). Par contre, et pour une tolérance $r = 0.20 * \sigma$, on peut facilement constater que la plupart des valeurs de SampEn du groupe N sont inférieures à 0.5 alors que celles du groupe T sont supérieures à cette valeur. Autrement dit, la discrimination entre les deux groupe N et T , peut être effectuée en comparant les valeurs de l'entropie échantillonnée à un seuil égal à 0.5 (Fig 5.9).

La possibilité de discriminer les deux groupes N et T en utilisant l'entropie échantillonnée a été aussi rapportée par Alcaraz R. et

Rieta J.J [33]. Les deux auteurs ont mentionné que les valeurs du SampEn du groupe N sont supérieures à 0.26 alors que celles du groupe T sont inférieures à cette valeur. Ces résultats sont en contradiction avec les résultats obtenus dans la présente étude. En effet, ceci peut être dû à l'effet que les deux auteurs ont utilisé l'activité auriculaire alors que dans notre étude seulement l'onde fondamentale de cette activité é été exploitée pour accomplir la discrimination entre les deux groupes N et T.

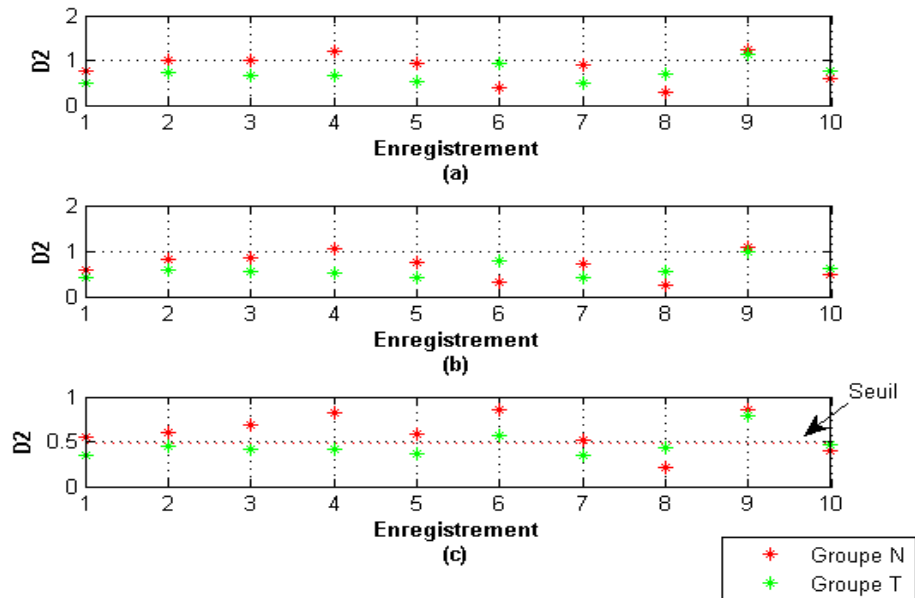


Figure 5.10 Comparaison entre les valeurs de la dimension de corrélation des deux groupes N et T : (a) $r = 0.10 * \sigma$, (b) $r = 0.15 * \sigma$, (c) $r = 0.20 * \sigma$

Les résultats obtenus montrent aussi que la dimension de corrélation calculée pour une valeur de tolérance $r = 0.20 * \sigma$, peut être utilisée comme un critère de discrimination entre les

deux groupes N et T. La plupart des valeurs de D2 sont supérieures à 0.5 dans le cas du groupe N et inférieures à cette valeur dans le cas du groupe T (Fig 5.10).

5.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons essayé d'exploiter les méthodes non linéaires dans l'analyse de la variabilité cardiaque et de la variabilité auriculaire. Tout d'abord nous avons essayé de mettre en évidence l'existence du chaos dans l'activité cardiaque. Cependant les résultats obtenus montrent que la compréhension de la nature de cette activité est difficile. Elle change lorsque les excitations internes et externes varient. Il apparaît que l'activité cardiaque exhibe plusieurs régimes dont le régime chaotique fait parti.

Les résultats obtenus ont montré que la complexité cardiaque diminue dans les cas pathologiques. De même, la nature fractale de la variabilité cardiaque décroît si une anomalie cardiaque est présente.

Concernant l'activité auriculaire, les résultats obtenus montrent qu'il est possible de faire une discrimination entre les deux groupes de la fibrillation auriculaire. Cette discrimination peut se faire en utilisant les deux indices non linéaires SampEn et D2.

Références

1. M.G. Signorini, S. Cerutti, Lyapunov exponent calculated from heart rate variability time series, 16 th international conference of the IEEE on Engineering advances:New opportunities for biomedical Engineers,1 (1994) 119-120.
2. K. Vibe, J.-M. Vesin, E. Pruvot, Chaos and heart rate variability, EMBC, (1995) 1481-1482.
3. I. Radojicic, D. Mandic, D. Vulic, on the presence of deterministic chaos in HRV signals, Computers in cardiology, 28 (2001) 465-468.
4. A.L. Goldberger , L.A.N. Amaral , L. Glass , J.M. Hausdorff , P.C. Ivanov , R.G. Mark , J.E. Mietus , G.B. Moody , C.K. Peng , H.E. Stanley, PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals, Circulation, 101 (2000) e215-e220.
5. B.B. Ferreira, M.A. Savi, A.S. De Paula, Chaos control applied to cardiac rhythms represented by ECG signals, Physica Scripta, 89 (2014).
6. A. Wolf, J.B. Swift, L. Swinney Harry, A. Vastano John, Determining Lyapunov exponents from a time series, Physica D, (1985) 285-317.
7. A. Bensaida, H. Litimi, High level chaos in the exchange and index markets, Chaos, Solitons & Fractal, 54 (2013) 90-95.
8. N. Dib, F. Bereksi Reguig, effect of white noise on the Lyapunov exponents estimation in the HRV signals, in: Biomeic'2012, Tlemcen, 2012.
9. S. Apostolos, S. Asghar, S. Demitre, Effect of noise on estimation of Lyapunov exponents from time series, Chaos,Solitons and Fractal, 32 (2007) 883-887.
10. L. Glass, Introduction to controversial topics in nonlinear Science: Is the normal heart rate chaotic?, Chaos, 19 (2009) 028501-1:028501-4.
11. U. Frietas, E. Roulin, J.-F. Muir, C. Letellier, Identifying chaos from heart rate: The right task?, Chaos, 19 (2009) 028505-1:028505-4.

12. D.-T. Kaplan, R.-J. Cohen, *Circ. Res.*, 67 (1990).
13. D. Sato, L.-H. Xie, A.A. Sovari, Synchronization of chaos early afterdepolarizations in the genesis of cardiac arrhythmias, *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, 106 (2009) 2983-2986.
14. D.X. Tran, D. Sato, A. Yochelis, Bifurcation and chaos in model of cardiac early afterdepolarizations, *Phys. Rev. Lett.*, 102 (2009) 258103.
15. Weiss James N., How does the falling out of phase of intracellular calcium and action potentials across the heart's wall spell the beginning of chaos for the heart?, *Dailogues in cardiovascular medecine*, 15(2010)302:310.
16. Wessel Niels, Voss Andreas, Hagen Malberg, Christine Ziehmman, Henning U. Voss, Alexander Schirdewan, Udo Meyerfeldt and Jurgen Kurths (2000) Nonlinear analysis of complex phenomena in cardiological data. *Herzschr Elektrophys* 11: 159-173
17. U. Rajendra Acharya, O. Faust, V. Sree, G. Swapna, R. Joy Martis, N. Adib Kadri, S. Jasjit Suri, Linear and nonlinear analysis of normal and CAD affected heart rate signals, *Computers methods and programs in biomedicine*, 113 (2014) 55-68.
18. S. Rattapong, M. Sombat, K. Peerapong, S. Kesorn, N. Tachapong, Increased sample entropy in atrial fibrillation related to cardiac autonomic dysfunction determined by heart rate variability: A preliminary study in: *BMEiCON-2012 (Ed.) Biomedical Engineering International conference 2012*.
19. H.V. Huikuri, J.S. Perkiömaki, R. Maestri, G.D. Pinna, Clinical impact of evaluation of cardiovascular control by novel methods of heart rate dynamics, *Phil. Trans. Roy. Soc. London* 367 (2009) 1223-1238.
20. R. Goya-Esteban, J.P. Marques de Sa, J.L. Rojo-Alvarez, O. Barquero-pérez, Characterization of heart rate variability loss with aging and heart failure using sample entropy, *Computers in cardiology*, 35 (2008) 41-44.
21. R.T. Baillie, A.A. Cecen, C. Erkal, Normal heartbeat series are nonchaotic, nonlinear and mutlifractal: New evidence from semiparametric and parametric tests *Chaos*, 19 (2009) 028503.
22. A.L. Goldberger , L.A.N. Amaral , J.M. Huasdorf, P.C. Ivanov , C.K. Peng Fractal dynamics in physiology: Alterations with disease and aging, *PNAS*, 99 (2002) 2466-2472.
23. K.-M. Chiu, H.-L. Chan, S.-H. Chu, T.-Y. Lin, Carvediol can restore the multifractal properties of heart beat dynamics in patient with advanced congestive heart failure, *Autonomic Neuroscience: basic and clinical*, 132 (2007) 76-80.

24. J.A.M. Wijnbenga, A. Balk, S. Maeij, M. Simmons, M. Malik, Heart rate variability index in congestive heart failure: relation to clinical variables and prognosis *European Heart Journal*, 19 (1998) 1719-1724.
25. D. Almozni-Sarafian, G. Sarafian, I. Zyssman, M. Shteinshnaider, I. Tzur, B.-Z. Kaplan, S. Berman, N. Cohen, O. Gorelik, Application of HRV-CD for estimation of life expectancy in various clinical disorders, *European Journal of Internal Medicine*, 20 (2009) 779-783.
26. Z. Qu, G. Hu, A. Garfinkel, J.N. Weiss, Nonlinear and stochastic dynamics in the heart, *Physics Reports* 543 (2014) 61-162.
27. M. Costa, J.A. Healey, Multiscale entropic analysis of complex heart rate dynamics : Discrimination of age and heart rate failure, *Computers in cardiology*, 30 (2003) 705-708.
28. J.F. Valencia, M. Vallverdu, R. Schroeder, I. Cygankiewicz, R. Vazquez, A. Bayés De Luna, A. Porta, A. Voss, P. Caminal, Heart rate variability characterization by refined multiscale entropy applied to cardiac death in ischemic cardiomyopathy patients, *Computers in cardiology*, 37 (2010) 65-68.
29. J.F. Valencia, M. Vallverdu, I. Cygankiewicz, A. Voss, R. Vazquez, A. Bayés de Luna, P. Caminal, Multiscale regularity analysis of heart rate variability: Stratification of cardiac death risk, in: *IEEE (Ed.) The 29 th annual International conference of the IEEE EMBS*, 2007, pp. 5946-5949.
30. B. Singh , D. Singh, Effect of Threshold r on multiscale entropic based heart rate variability, *Cardiovascular Engineering and technology*, 3 (2012) 211-216.
31. R. Alcaraz, J.J. Rieta, Atrial Fibrillation Mechanism and treatment, *INTECH*, 2013, pp. 180-204.
32. G.B. Moody Spontaneous Termination of Atrial Fibrillation: A Challenge from PhysioNet and *Computers in Cardiology 2004*, *Computers in Cardiology*, 31 (2004) 101-104.
33. R. Alcaraz, J.J. Rieta, A novel application of sample entropy to electrocardiogram of atrial fibrillation, *Nonlinear analysis: Real world Applications*, 11 (2010) 1026-1035.
34. R. Cervigon, C. Sanchez, J.M. Blas, R. Alcaraz, J. Mateo, J. Millet, Sample entropy analysis of electrocardiograms to characterize recurrent atrial fibrillation, in: *IFMBE*, Springer-Verlag, 2007, pp. 54-57.

200 *Analyse non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue
d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques*

35. R. Alcaraz , J.J. Reita, A review on sample entropy applications for non-invasive analysis of atrial fibrillation electrocardiograms, *Biomedical signal processing and control*, 5 (2010) 1-14.

Conclusion générale et perspectives

L'objectif principal de cette thèse est d'analyser la dynamique du système cardiaque à travers la théorie du chaos. Pour atteindre cet objectif, un algorithme de délimitation des différentes ondes du signal ECG a été proposé. La première contribution de cette thèse a été de développer un algorithme fiable et robuste dans le but de segmenter les ondes P, QRS et T.

L'algorithme utilise les méthodes dérivatives dans la segmentation du complexe QRS et un indicateur lié à la surface des deux ondes P et T pour leur détection. L'algorithme a montré de bonnes performances notamment dans la séparation des ondes P et T.

Une deuxième contribution a été d'estimer l'effet des bruits et l'impact des méthodes de filtrage sur les indices non linéaires. En effet, c'est l'influence des battements ectopiques qui a été analysé en premier lieu. Les résultats obtenus montrent que ce type de bruits réduit la complexité de la variabilité du rythme cardiaque. Par conséquent, ces battements doivent être éliminés avant toute analyse de cette variabilité. Pour se faire, un choix adéquat de la méthode de filtrage doit se faire. Trois méthodes de filtrage ont été évaluées. La première méthode est basée sur la décomposition en mode empirique, la deuxième utilise un filtre binomial et la troisième s'appuie sur un filtrage dans l'espace des phases. Les résultats obtenus montrent que les méthodes de filtrage peuvent à leur tour, fausser l'estimation des indices non linéaires. La méthode basée sur un filtrage adaptatif est mieux placée pour accomplir une élimination des bruits. En effet, son influence sur les indices non linéaire est moins remarquable par rapport aux deux autres méthodes.

Une troisième contribution consiste à être une étude permettant d'évaluer le choix de certains paramètres algorithmiques sur la

détermination des indices non linéaires.

Les résultats obtenus ont montré que ce choix peut énormément influencer sur l'estimation des indices non linéaires. Une sélection de ces indices selon les recommandations peut mener à une fausse détermination des entropies, des exposants de la DFA mais plus particulièrement de la dimension de corrélation.

L'utilisation des exposants de Lyapunov dans l'étude de la variabilité de l'activité cardiaque, a montré que la nature de cette activité engendre plusieurs régimes. Ces régimes apparaissent comme des réponses à des sollicitations internes et externes. La complexité de l'activité cardiaque diminue dans le cas des anomalies cardiaques telles que l'insuffisance cardiaque, les anomalies supra ventriculaires et la fibrillation auriculaire.

Le présent travail ouvre certaines perspectives. En effet, il apparaît que l'utilisation des autres grandeurs physiologiques tel que le signal phono cardiogramme et la pression artérielle, peut aider à mieux comprendre l'activité cardiaque. Une étude de la corrélation entre les différents indices non linéaires extraits de ces grandeurs, peut révéler d'autres paramètres d'intérêt clinique.