

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieure et de la Recherche Scientifique

Université Abou Bekr Belkaid – Tlemcen

Faculté de Technologie

Département du Génie BioMédical



Thèse sur

L'analyse de la dynamique du système cardiovasculaire à travers le signal ECG par des approches non linéaires

Pour obtenir le titre de docteur

Spécialité : électronique biomédicale

Présentée par :

Melle SEDJELMACI Ibticeme

Devant la commission du jury

Président :

Mr CHERKI Brahim,

Pr. Université de Tlemcen

Examineurs :

Mr SENHADJI Lotfi,

Pr. Université de Rennes 1 France

Mr CHOUAKRI Sid Ahmed,

Pr. Université de SBA

Mr HADJ SLIMANE Zineddine,

Pr. Université de Tlemcen

Mr SEDDIKI Ali,

MCA, Université de SBA

Directeur de thèse : *Mr BEREKSI REGUIG Fethi,*

Pr. Université de Tlemcen

Année Universitaire : 2014-2015

— *Qu'est-ce que vous avez donc fait, Rash ?*

Linda avoua, un peu penaude :

— *Je me suis servie de la géométrie fractale.*

— *Oui, je l'ai bien compris. Mais pourquoi ?*

— *Ça n'avait jamais été fait. J'ai pensé que ça produirait un schéma cérébral avec une complexité accrue, se rapprochant peut-être du cerveau humain.*

...

— *Mais comment peut-il rêver ?*

...

— *Un dernier mot. Nous allons devoir utiliser certains appareils qui mesureront automatiquement votre tension, vos battements de cœur, votre conductivité dermique et vos ondes cérébrales quand vous parlerez.*

Isaac Asimov, "Le robot qui rêvait"

REMERCIEMENTS

Au préalable ; je rends grâce à Dieu l'omnipotent

Mes premiers remerciements seront adressés à mon directeur de thèse Monsieur Fethi BEREKSI REGUIG, professeur à l'université de Tlemcen et Directeur du laboratoire de Génie BioMédical (GBM), pour ses qualités humaines et scientifiques, sa grande disponibilité, ses conseils doctes et judicieux, son soutien sans faille et sa patience tout au long de l'élaboration de ma thèse.

Je remercie respectueusement Monsieur Brahim CHERKI, Professeur à l'Université de Tlemcen, pour avoir accepté la présidence du jury.

Je tiens à remercier également Monsieur Lotfi SENHADJI, professeur à l'université de Rennes 1 en France, Monsieur Sid Ahmed CHOUAKRI et Monsieur Ali SEDDIKI professeurs à l'université de SBA et Monsieur Zineddine HADJ SLIMANE professeur Université de Tlemcen qui m'ont fait l'insigne honneur de faire partie du jury pour examiner ce travail.

je remercie aussi Madame Radia AINAD TABET directrice du Centre CICA Mechouar, pour m'avoir prêter main forte dans la concrétisation de la thèse.

Finalement, je remercie tous les membres du laboratoire de GBM qui m'ont aidé maintes fois et auprès desquels j'ai conforté mes connaissances.

DEDICACES

Je dédie ce modeste travail :

A mes chers parents pour leur réconfortante sollicitude,

*A mon grand-père, le pionnier de l'éducation nationale qui été la source d'inspiration
auprès de laquelle je me suis abreuvée,*

A ma sœur qui a été mon réconfort moral,

A mon frère, ma belle-sœur et très chère nièce Wafae,

A mes tantes et amies Radia, Yasmine, Latéfa et Amel,

A mes oncles paternels et maternels,

A mes cousines et cousins, en particulier Yousra et Manal.

A ma meilleure amie Lamia,

A tous les membres du laboratoire de GBM.

A la mémoire de ma tante, mon oncle et mes grands parents.

Sommaire

Table des figures	3
Liste des tableaux.....	4
Glossaire	5
Introduction générale	7
Chapitre I : Généralités sur les outils de l'Analyse Fractale	11
Table des matières	12
I.1 Introduction.....	13
I.2 Définition des fractales	13
I.3 Qu'est-ce que l'analyse fractale ?	15
I.4 Les dimensions fractales	15
I.5 Approche multifractale.....	20
I.6 De la notion de Fractale à la théorie du Chaos	24
I.7 Conclusion.....	26
I.8 Références bibliographiques	26
Chapitre II : Notions sur le signal Electrocardiogramme et son comportement Fractal et Chaotique.....	29
Table des matières	30
II.1 Introduction.....	31
II.1 L'activité cardiaque.....	31
II.3 L'électrocardiogramme	35
II.4 Les pathologies cardiaques	39
II.5 Le cœur fractal et chaotique à travers le signal électrocardiogramme.....	44
II.6 Conclusion.....	45
II.7 Références bibliographiques	45
Chapitre III : La classification de quelques pathologies.....	47
Table des matières	48
III.1. Introduction	49
III.2. Etat de l'art	49
III.3. La base de données des signaux MIT-BIH.....	57
III.4. Détection des complexes QRS et des segments ST.....	57

III.5.	Algorithme adopté	62
III.6.	Lecture, manipulation des données sous Matlab et discussion des résultats	68
III.7.	Conclusion.....	83
III.8.	Références bibliographiques	84
	Conclusion générale.....	88

Table des figures

Figure I.1	Chronologie de la création des fractales.....	14
Figure I.2	Dimensions de boites pour un PQRS d'un signal ECG.....	17
Figure I.3	l'enveloppe Hölderienne	21
Figure II.1	Anatomie du cœur	32
Figure II.2	Quelques artéfacts sur le signal ECG	35
Figure II.3	Triangle d'Einthoven	37
Figure II.4	dérivations frontales.....	37
Figure II.5	Les dérivations précordiales.....	37
Figure II.6	Paramètres d'intérêt pour la description d'un battement.	39
Figure III.1	Représentation graphique de la détection des complexes QRS.....	58
Figure III.2	Détection de la fin de l'onde T	59
Figure III.3	Détections de quelques complexes QRS (a1, b1, c1) et leurs Dimensions fractales (a2, b2, c2) pour certains signaux.....	61
Figure III.4	Détection de quelques intervalles ST (a3, b3, c3) et leurs Dimensions fractales (a4, b4, c4) pour certains signaux.....	62
Figure III.5	Schéma bloc du calcul des <i>NRD</i>	65
Figure III.6	Schéma bloc du calcul des <i>NNE</i>	66
Figure III.7	Schéma bloc du calcul des <i>DDR_QRS</i> et <i>DNE_RR</i>	66
Figure III.8	Organigramme de la classification.....	67
Figure III.9	Les DR de quelques complexes QRS du signal "119".....	69
Figure III.10	Représentation des DR pour le signal "105"	70
Figure III.11	Représentation des DR pour le signal "214"	71
Figure III.12	Représentation des DR pour le signal "212"	71
Figure III.13	Représentation des DR pour le signal "100"	71
Figure III.14	Représentation des DR pour le signal "124"	72
Figure III.15	Représentation des DR pour le signal "212"	73
Figure III.16	Représentation des DR pour le signal "221"	73
Figure III.17	Représentation des DR pour le signal "119"	74
Figure III.18	Représentation des DR pour le signal "116"	75
Figure III.19	Représentation des DR pour le signal "228"	75
Figure III.20	Représentation des DR pour le signal "215"	75
Figure III.21	Détection de quelques intervalles ST du signal "221"	76
Figure III.22	Représentation des DR pour le signal "221"	76
Figure III.23	Dimensions pas à pas	81

Liste des tableaux

Tableau II.1	Critères électrocardiographiques	44
Tableau III.1	Tableau de quelques algorithmes de classification	57
Tableau III.2	Contenus des vecteurs utilisés dans l'algorithme	65
Tableau III.3	Les DR calculées pour quelques complexes QRS	70
Tableau III.4	Moyennes des valeurs minimales et maximales des dimensions calculées pour les intervalles RR	71
Tableau III.5	Moyennes des valeurs minimales et maximales des dimensions calculées pour les intervalles ST	73
Tableau III.6	Valeurs moyennes des différentes dimensions (battements normaux)	79
Tableau III.7	Valeurs moyennes des différentes dimensions (N, CAP, CVP)	79
Tableau III.8	Valeurs moyennes des différentes dimensions (BBG, CVP)	80
Tableau III.9	Valeurs moyennes des différentes dimensions (BBD, CVP)	80
Tableau III.10	Taux de classification pour chaque signal et type de battements	81
Tableau III.11	Comparaison des nombres de battements normaux trouvés	82
Tableau III.12	Taux de classification pour chaque type de battements	82
Tableau III.13	Les dimensions de détection	83
Tableau III.14	Valeurs des exposants de Hölder pour des intervalles RR	84

Glossaire

ECG : signal électrocardiogramme

N : battement normal

CAP : contraction auriculaire prématurée ou **ESA** : extrasystole auriculaire

CVP : contraction ventriculaire prématurée ou **ESV** : extrasystole ventriculaire

BBD : bloc de branche droit

BBG : bloc de branche gauche

FVN : fusion des battements CVP et N

bE : battement ectopique

bJP : battement jonctionnel prématuré

DF : dimension fractale

DR ou **DimR** : dimension de régularisation

QRS_{on} : début du complexes QRS c'est à dire le point de la déflexion Q

QRS_{off} : fin du complexes QRS c'est à dire le point de la déflexion S.

DR_QRS : dimensions de régularisation des complexe QRS

DR_RR : dimensions de régularisation des intervalles RR

DR_ST : dimensions de régularisation des intervalles ST

DR_SQ : dimensions de régularisation des intervalles contenant les intervalles ST

NE_QRS : nombre d'échantillons entre chaque complexe QRS.

NE_RR : nombre d'échantillons entre chaque intervalle RR.

mDR_QRS, mDR_RR, mDR_SQ, mNE_QRS, mNE_RR : moyennes de toute les valeurs de **DR_QRS**, de **DR_RR**, de **DR_SQ**, de **NE_QRS** et de **NE_RR** respectivement.

NDR_QRS, NDR_RR, NDR_SQ, NNE_QRS, NNE_RR : Soustraire chaque valeur des matrices **DR_QRS**, **DR_RR**, **DR_SQ**, **NE_QRS** et **NE_RR** des moyennes **mDR_QRS**, **mDR_RR**, **mDR_SQ**, **mNE_QRS** et **mNE_RR** respectivement.

NDR86_RR : valeurs requises de **NDR_RR** et de variations de l'ordre de 10^{-2}

NDR65_RR : valeurs requises de **NDR_RR** et de variations moins importantes de l'ordre de 10^{-1}

NNE_RR_{sur} : valeurs requises de **NNE_RR** de variations de variations de l'ordre de 10^2

NAmpR_S : Amplitude entre les pics R et S.

DDR_QRS : différences entre les valeurs de **RD_QRS** [**RD_QRS**(1) - **RD_QRS**(2), **RD_QRS**(2) - **RD_QRS**(3), ..., **RD_QRS**(n) - **RD_QRS**(n+1)].

DNE : différences entre les valeurs de **NE_RR** [**NE_RR**(1) - **NE_RR**(2), **NE_RR**(2) - **NE_RR**(3), ..., **NE_RR**(n) - **NE_RR**(n+1)].

R : vecteur des annotations résultantes

VER : vecteur de vérification

n : est le nombre de complexes QRS détectés.

annot_R : matrice des pics R avec leurs annotations correspondante.

DRmin* et *DRmax: valeurs minimales et maximales des dimensions de régularisation calculées sur chaque signal.

DRmin_moy* et *DRmax_moy: valeur moyennes des *DRmin* et *DRmax* respectivement.

DimR_ST_CVP: dimensions de régularisation des intervalles ST des extrasystoles.

DimR_ST_N-CVP: dimensions de battements normaux mais tout juste en amont des battements CVP.

N%*, *CAP%*, *CVP%*, *BBD%*, *BBG% : taux de classification de N, CAP, CVP, BBD, BBG respectivement.

NC : battement non classé

NB: Nombre de Battements

NBT_N: Nombre de Battements Normaux Trouvé

NBR_N: Nombre de Battements Normaux Réel

Sp: Spécificité de l'algorithme

Se: Sensibilité de l'algorithme

TC: Taux de classification de l'algorithme

Exp_H: exposant de Hölder

Introduction
Générale

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Dans le monde, la première cause de mortalité provient des maladies cardiovasculaires. Même si les connaissances acquises en cardiologie sont grandes, le cœur n'a pas encore dévoilé tous ses secrets. Pourtant les médecins disposent de nombreux moyens pour l'étudier et vérifier son bon fonctionnement. Notamment, ils utilisent l'électrocardiogramme (ECG), qui est une représentation graphique temporelle des différences de potentiels des forces électriques qui conduisent à la contraction musculaire cardiaque, c'est l'examen non-invasif le plus courant, et il possède une grande valeur clinique pour le diagnostic des troubles de la conduction électrique cardiaque en étudiant le rythme cardiaque et la morphologie des différentes ondes constituant le cycle cardiaque. Il contient énormément d'informations sur le fonctionnement et les éventuelles pathologies cardiaques.

L'interprétation des signaux ECG reste du domaine du praticien mais grâce aux techniques du traitement du signal et aux mathématiques, il est possible d'aborder l'analyse voire la modélisation de ces signaux. En effet, le développement de modèles mathématiques permet de décrire les processus électrophysiologiques du cœur, afin de comprendre leur genèse et leur propagation. Ceci permet de mieux expliquer l'origine de certains troubles du rythme, mais les études de ce domaine restent un grand défi du fait de la grande complexité des phénomènes concernés et de leurs interactions.

Dans le cadre du diagnostic, la description des signaux médicaux est une tâche complexe pour la détection des anomalies potentielles. L'idée d'interpréter des phénomènes naturels par des méthodes non linéaire n'est pas récente. Cependant l'intérêt est toujours d'actualité et de nombreuses recherches sont toujours menées car les systèmes non linéaires évoluent d'une manière qui peut s'avérer difficile à anticiper.

Le traitement du signal contemporain s'intéresse de plus en plus à ces signaux irréguliers et non stationnaires. L'analyse fractale appliquée avec succès dans le domaine biomédical, a été développée pour l'étude des objets complexes irréguliers pouvant présenter une structure fractale. L'étude de ces modèles a donné accès à la compréhension et le contrôle de quelques phénomènes complexes, tel que les signaux physiologiques qui caractérisent une organisation complexe (fractale et multifréquentielle). Le signal ECG est soumis à cette analyse pour l'étude de son comportement fractal et ensuite une classification de quelques pathologies.

L'utilisation des outils d'analyse fractale et multifractale est appropriée à l'analyse de tels signaux. Plus précisément, de nombreuses applications montrent que la caractérisation de la régularité locale obtenue via ces techniques est pertinente pour leur description et leur traitement. Des méthodes mathématiques et de traitement du signal ont relevé aussi la présence de corrélation à long terme dans les séries temporelles qui décrivent les fluctuations au cours du temps des systèmes physiologiques (Golberger, 2001), (Goldberger et al., 2002). Ces remarques nous amènent à déduire qu'une éventuelle détection des changements de ces paramètres fractals pourrait être appropriée pour expliquer les éventuels changements physiologiques dans les fréquences cardiaques.

A travers cette thèse, nous essayerons de comprendre l'évolution des pathologies ainsi que leurs influence sur les signaux électrocardiogrammes, en détectant leurs changements de comportements et de les modéliser à travers les dimensions fractales pour une éventuelle classification de quelques types de pathologies cités sur les signaux électrocardiogrammes. Nous avons choisi de nous intéresser plus particulièrement à l'analyse fractale qui traite les objets d'une grande irrégularité, et qui témoigne d'une certaine manière de la régularité locale de la trajectoire et de la dépendance entre les données. L'évolution d'un tel paramètre pourrait permettre de nouvelles interprétations et explications des comportements physiologiques.

Le cœur est un organe très flexible s'adaptant aux conditions continuellement changeantes. La découverte de l'irrégularité de l'activité cardiaque est soulevée par le rôle constructif que joue les fractales et le chaos en biologie. Traditionnellement l'activité normale du cœur est décrite comme le rythme sinusal normal. Cependant, quand les intervalles entre les battements cardiaques fluctuent normalement, ils le font de manière complexe, d'apparence chaotique, même chez les individus au repos. L'analyse fractale développée ci-dessous pour l'étude de ce type de séries où les fluctuations varient fortement apportera de nouveaux éclairages sur des événements biologiques en apparence «chaotiques». L'idée c'est de pouvoir contrôler le rythme cardiaque des personnes malades, prévenir et traiter dès les prémices un accident cardiaque.

Objectifs

L'analyse fractale est adaptée aux signaux complexes présentant de grandes irrégularités, A première vue et puisque le signal perd cette irrégularité avec la maladie, nous pouvons seulement distinguer entre le cas sain et pathologique. Cependant nous avons voulu vérifier si cette analyse pouvait nous permettre de distinguer entre plusieurs types de pathologies. D'où notre travail qui concerne l'analyse automatique de quelques arythmies cardiaques, plus précisément les battements auriculaires prématurés (APC), battements ventriculaires prématurés (CVP) et les blocs de branches droites (BBD) et gauches (BBG). Cette thèse propose une méthode de classification pour une reconnaissance des anomalies cardiaques citées à partir d'une seule chaîne du signal ECG. La méthode proposée est basée sur l'utilisation de l'analyse fractale et multifractale des complexes QRS et des intervalles RR et ST pour distinguer les battements normaux des battements pathologiques et surtout ces derniers entre eux. Ces outils désignés par les dimensions fractales sont calculés pour chaque caractéristiques (complexes QRS et intervalles RR et ST) des signaux issus de la base de données MIT-BIH. La tâche de classification est ensuite réalisée par les dimensions et le paramètre qui représente les nombres d'échantillons des caractéristiques de chaque battement. Les exposants de Hölder sont ensuite calculés pour les intervalles RR pour avoir une idée sur la multifractalité du signal dans plusieurs types de pathologies.

Organisation de la thèse

Nous commencerons dans un premier chapitre par décrire les outils fractals utilisés dans cette thèse, tels que les dimensions fractales et plus particulièrement les dimensions de régularisation, ensuite les exposants de Hölder.

Dans le deuxième chapitre, un aperçu sur l'activité cardiaque et sa lecture à travers le signal ECG est arboré avec une représentation de ses caractéristiques principales, ainsi que quelques définitions sur les pathologies étudiées et leurs influences sur le signal. A la fin de ce chapitre, une petite recherche de corrélation entre le comportement fractal et chaotique du signal est soulignée.

Le dernier chapitre abordera le traitement fractal du signal ECG avec la lecture, l'observation et la manipulation des données sous Matlab et discussion des résultats. En premier lieu, le calcul des dimensions fractales des intervalles RR, ST et des complexes QRS pour une distinction entre les battements normaux et pathologiques et ensuite une classification. En deuxième lieu, les exposants de Hölder sont estimés et représentés par les spectres multifractals pour une meilleure reconnaissance des pathologies.

Chapitre I :
Généralités sur
les outils
de
l'Analyse Fractale

Table des matières

I.1.	Introduction.....	13
I.2.	Définition des fractales.....	13
I.2.1.	Historique.....	13
I.2.2.	Les fractales naturelles.....	14
I.3.	Qu'est-ce que l'analyse fractale ?.....	15
I.4.	Les dimensions fractales.....	15
I.4.1.	Qu'est-ce qu'une dimension ?.....	15
I.4.2.	Dimension de Hausdorff ou dimension de recouvrement.....	16
I.4.3.	Dimension de boites.....	17
I.4.4.	Dimension de régularisation.....	17
I.4.5.	Méthode de calcul pour la dimension de régularisation.....	18
I.4.5.1.	Les V_{min} et V_{max}	19
I.4.5.2.	Calcul des courbes régularisées.....	19
I.4.5.3.	Le noyau Gaussien.....	19
I.5.	Approche multifractale.....	20
I.5.1.	Régularité Hölderienne.....	20
I.5.1.1.	Exposant de Hölder ponctuel.....	20
I.5.1.2.	Exposant de Hölder local.....	21
I.5.1.3.	Mesure de la régularité locale par l'estimation des exposants de Hölder.....	22
I.5.2.	Les spectres de singularités.....	23
I.6.	De la notion de Fractale à la théorie du Chaos.....	24
I.6.1	Chaos.....	24
I.6.2	La théorie.....	24
I.6.3	Représentation.....	24
I.6.4	Corrélation entre fractal et chaos.....	25
I.7.	Conclusion.....	26
I.8.	Références bibliographiques.....	26

I.1. Introduction

Les signaux physiologiques sont des signaux d'une grande complexité qui peuvent contenir des informations importantes, leur étude et compréhension nécessitent des méthodes non linéaires pour une meilleure interprétation de l'information.

Le choix de l'analyse est fixé selon l'étude des signaux dont la régularité varie brutalement d'un point à un autre et des courbes qui manifestant un très grand degré d'irrégularité (souvent singuliers en tous points) : l'analyse fractale, ce qui rend cette méthode plus approprié pour ce type de signaux.

Dans ce chapitre, une description approfondie de quelques outils d'analyse fractale, tels que l'exposant de Hölder et la dimension de régularisation. Ces objets sont ensuite utilisés pour montrer la fractalité des signaux électrocardiogrammes.

I.2. Définition des fractales

I.2.1. Historique

Apparues au XIXe siècle, les fractales furent considérées comme des curiosités mathématiques jusqu'au milieu du XXe siècle. Elles n'acquirent un statut à part entière que dans les années 1970, grâce au mathématicien français Benoît Mandelbrot qui en fit l'objet d'une nouvelle discipline mathématique : la géométrie fractale.

Mais d'abord, qu'est-ce qu'une fractale? Mandelbrot a proposé l'adjectif fractal en 1975 (du latin 'fractus' qui signifie irrégulier ou brisé) pour désigner des objets dont la géométrie complexe peut, pour simplifier, être caractérisée par une dimension non-entière permettant de rendre compte du degré de régularité des organisations structurelles, liées au comportement du système physique.

Plus généralement, ce terme vise des objets au tracé fractionné et irrégulier, ce qui comprend les figures géométriques de dimension non entière (dimension fractale) et les ensembles de points invariants par changement d'échelle. Seulement la notion d'autosimilarité a été introduite par Leibniz en 1700, pour mettre en évidence certaines structures très irrégulières, souvent construites par itération où l'agrandissement d'une partie est semblable au tout.

De 1875 à 1925, Les mathématiciens comme Georg Cantor, Felix Hausdorff, Helge von Koch et Giuseppe Peano qui s'interrogeaient sur la notion de dérivabilité, avaient construit toutes sortes de contre-exemples aux règles habituelles du calcul infinitésimal: des courbes continues mais ne possédant de tangentes en aucun point; des surfaces et des volumes très irréguliers. Ils créaient des objets que la nature ne connaissait pas, remettant en question la géométrie euclidienne et les notions de fonction et de dimension.

Selon Mandelbrot, un objet fractal (figure géométrique ou un objet naturel) combine les caractéristiques suivantes :

- a- ses parties ont la même forme ou structure que le tout, à ceci près qu'elles sont à une échelle différente et peuvent être légèrement déformées : propriété d'autosimilarité
- b- sa forme est, soit extrêmement irrégulière, soit extrêmement interrompue ou fragmentée, quelle que soit l'échelle d'examen.

c- il contient des éléments distinctifs dont les échelles sont très variées et couvrent une très large gamme.

Ainsi, une fractale est un objet mathématique se caractérisant par son irrégularité et son autosimilarité. Ces deux propriétés permettent de modéliser de façon déterministe des objets naturels très complexes.

Les fractales peuvent s'adapter à de nombreux domaines d'applications comme la biologie et la médecine, la physique, l'informatique, les finances, la météorologie, les multimédias, l'art fractal, etc.) : Leur étude tardive peut être expliquée par la nécessité d'utiliser des ordinateurs (années 1970-1980).

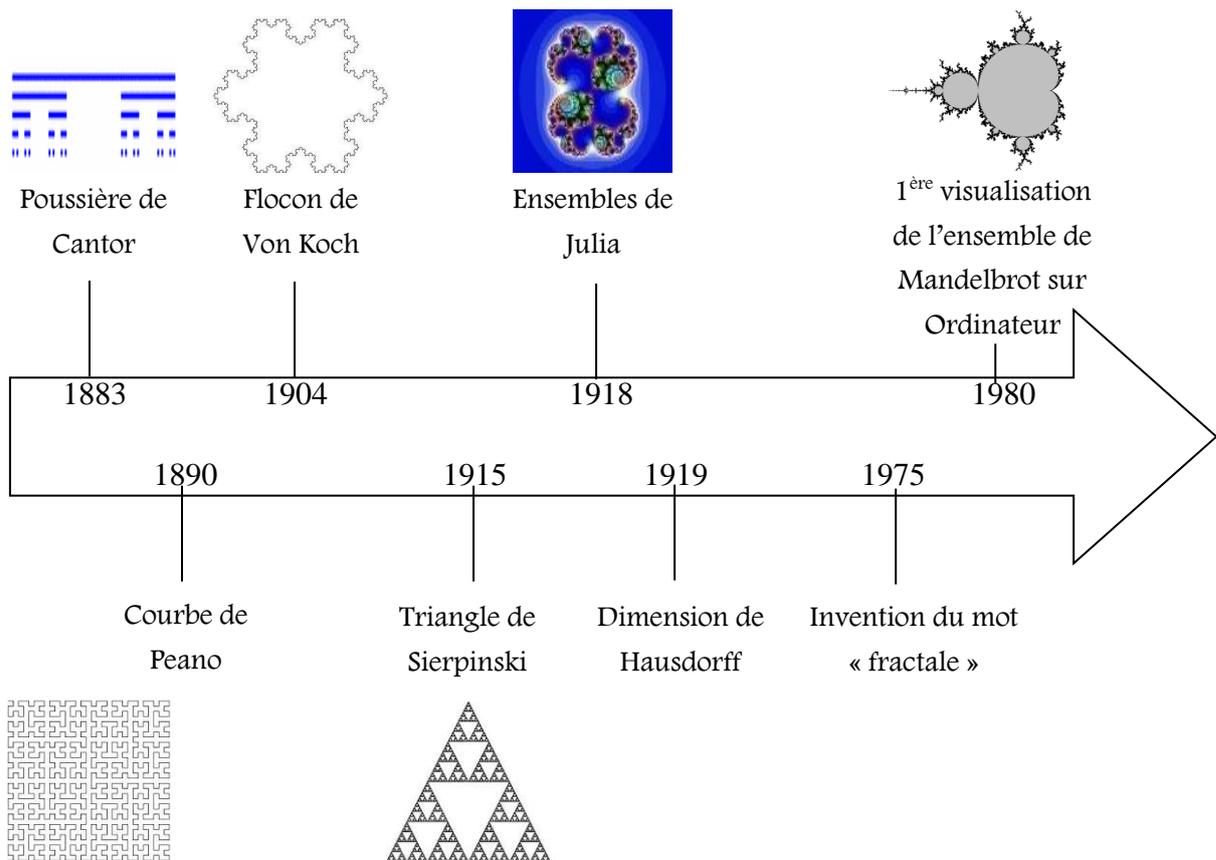


Figure I.1 Chronologie de la création des fractales

I.2.2. Les fractales naturelles

La géométrie fractale n'est pas qu'une théorie abstraite. En effet, les fractales se sont révélées adaptées à la représentation d'objets naturels complexes. La nature fournit de nombreux exemples de structures fractales allant du macroscopique au microscopique, citons par exemple les branches des arbres, le profil des côtes, les surfaces des montagnes, les structures nuageuses, les éclairs électriques, les choux fleurs. De même, de nombreuses structures anatomiques sont caractérisées par une géométrie fractale: les embranchements des veines et des artères, l'orientation de certains faisceaux du muscle cardiaque, l'architecture des voies aériennes pulmonaires et du système de conduction d'« His-Purkinje » [1, 2, 3].

Cette autosimilarité des structures cardiopulmonaires sous-entend au moins une fonction physiologique importante : un transport rapide et efficace à travers des réseaux anatomiques à structure spatiale complexe. D'autres systèmes physiologiques sont caractérisés par une structure fractale facilitant la transmission de l'information (système nerveux), l'absorption des aliments (intestin) ou, simultanément, la distribution, le recueil et le transport (les canaux biliaires et rénaux, etc.).

L'évolution de certains phénomènes dynamiques peut être caractérisée par une figure fractale. Par ailleurs, la beauté des fractales en a fait un élément clé de l'infographie.

I.3. Qu'est-ce que l'analyse fractale ?

L'analyse fractale est une stratégie de modélisation pluridisciplinaire pour des données dont la principale propriété est la fractalité, elle s'adapte à plusieurs domaines comme l'ingénierie biomédicale, la physique, l'économie, etc[4] en appliquant différents outils d'analyse. Ces outils ont permis de mieux comprendre quelques phénomènes complexes.

Nous développerons ci-dessous quelques exemples d'outils de l'analyse fractale comme les dimensions fractales et les exposants de régularité.

I.4. Les dimensions fractales

Lors de son application en traitement du signal, l'analyse fractale est dans la majorité des cas utilisée à travers la notion de dimension fractale qui est un outil mathématique utilisé pour exhiber les irrégularités. C'est un paramètre important pour l'étude des fractales, de valeur non entière, elle représente une grandeur qui traduit comment un objet fractal remplit son espace. De nombreuses méthodes existent pour la calculer [5, 6], chacune ayant ses propres bases théoriques qui mènent souvent à l'obtention de dimensions différentes par des méthodes distinctes pour un même objet.

I.4.1. Qu'est-ce qu'une dimension ?

Dans l'antiquité, lorsqu'on parlait d'une dimension, on pensait soit à la hauteur, soit à la longueur, soit à la largeur d'une chose.

Au dix-septième siècle, Descartes en donne une définition plus générale. Pour lui, une dimension est une coordonnée que l'on mesure dans un repère d'axes, c'est-à-dire que la hauteur, la longueur et la largeur correspondent à un cas particulier de coordonnées, celui où les trois axes sont orthogonaux entre eux (les coordonnées de l'espace euclidien).

Au milieu du dix-neuvième siècle, le mathématicien Riemann donna une interprétation encore plus générale de la notion de dimension. Puisqu'un phénomène évolue sous l'influence de divers paramètres, Riemann suggéra que l'on attribue une coordonnée distincte à chacun de ces paramètres. De nos jours, on appelle ces paramètres des « degrés de liberté ».

Ainsi donc, une dimension fut tout d'abord considérée comme un aspect très concret des objets, puis elle devint la coordonnée d'un point se déplaçant dans un espace réel à trois dimensions, ensuite cette coordonnée devint un degré de liberté dans un espace à « n » dimensions, avec « n » qui tend vers l'infini.

Ces dernières années, cette définition des dimensions comme « coordonnées d'un point » ne fut pas remise en question, mais elle a commencé à poser problème.

En géométrie euclidienne, les figures ont une dimension entière, un point est de dimension 0, une courbe est de dimension 1, une surface est de dimension 2 et un volume est de dimension 3, seulement que que représente un espace à 1,3897 dimensions ?

Il a bien fallu que les scientifiques finissent par reconnaître qu'ils laissaient de côté de nombreux phénomènes naturels fréquents qu'ils ne parvenaient pas à calculer et c'est qu'intervient la dimension fractale.

Dans les paragraphes suivant, nous allons présenter et classer quelques méthodes et algorithmes les plus souvent utilisées dans la littérature et à trois particulièrement : dimension de Hausdorff, dimension de boîtes et dimension de régularisation.

I.4.2. Dimension de Hausdorff ou dimension de recouvrement

S'il existe une bonne notion de dimension, c'est la dimension de Hausdorff [7, 8, 9, 10], une dimension plus fine mesurant correctement la dimension d'ensembles fractals. Par contre, elle est difficile à calculer, mais elle possède les bonnes propriétés mathématiques et pour beaucoup de sous-ensembles intéressants, elle coïncide avec la dimension fractale.

Une première approche pour mesurer la dimension d'un objet E consiste à suivre la méthode usuelle de pavage de l'objet par des pavés (appartenant à l'espace dans lequel l'objet est plongé) de mesure $\mu = \varepsilon^{D(E)}$ où D est la dimension de l'objet. Mais lorsque $D(E)$ est a priori inconnu, une solution consiste à faire des essais en prenant des unités de mesure $\mu = \varepsilon^\alpha$ avec un exposant α indéterminé. Tout d'abord l'objet étant de forme quelconque, il n'est pas en général possible de le recouvrir avec des pavés identiques de côté ε , seulement l'utilisation du recouvrement de E avec des boules B_i de diamètres $diam(B_i)$ inférieures ou égal à ε est plus souple.

Soit une partition en boules de rayon ε de l'ensemble E , le nombre $N(\varepsilon)$ de boules nécessaires définit, par son comportement en loi de puissance, la dimension fractale D_f de E :

$$N(\varepsilon) \sim \varepsilon^{-D_f(E)} \quad \text{I.1}$$

Mesure de Hausdorff

Le diamètre des boules est décrit par :

$$diam(B) = \sup\{|x - y| / x, y \in B\} \quad \text{I.2}$$

Où $|\cdot|$ est la distance euclidienne usuelle.

Donc la mesure de Hausdorff appelée la α -mesure de recouvrement est définie comme suit,

$$M_\alpha(E) = \inf\{\sum (diam(B_i))^\alpha : E \subset \cup_{i=1}^\infty B_i, 0 < diam(B_i) \leq \varepsilon\} \quad \text{I.3}$$

Autrement dit, $M_\alpha(E)$ est la borne inférieure des sommes des α -mesures des boules qui recouvrent E et qui ont toutes un rayon inférieur à ε . Cela revient à approcher la mesure de E par la somme des mesures des boules dont la réunion contient E .

Dimension de Hausdorff

Il existe un unique nombre réel D_H tel que :

$$D_H = \inf\{\alpha : M_\alpha(E) = 0\} = \sup\{\alpha : M_\alpha(E) = \infty\} \quad \text{I.4}$$

D_H est la dimension de Hausdorff et c'est la valeur de α pour laquelle la mesure fait un saut de zéro à l'infini. Elle peut être appelée aussi dimension de Hausdorff-Besicovitch, car introduite par le premier (1919), c'est le mathématicien Besicovitch (1935) qui a le plus contribué à son étude et à son développement.

La diversité des méthodes de calcul de cette dimension s'expliquent par le fait que dans la majorité des cas, la dimension de Hausdorff-Besicovitch ne peut pas être calculée sous sa forme (I.1). Les méthodes utilisent alors divers algorithmes pour estimer le paramètre N .

I.4.3. Dimension de boîtes

Les méthodes de cette classe partagent les étapes suivantes : chaque algorithme nécessite un maillage du signal par des « boîtes », puis la formulation d'une probabilité dans chacune d'elles et enfin l'estimation de la dimension fractale par le calcul d'une régression linéaire. Ces méthodes ont été les premières définies pour estimer la dimension fractale d'un signal. Leur principe est relativement simple et facile à développer. Cependant, elles présentent des inconvénients.

Une formule pour cette méthode de boîte est établie par [11] comme suit :

Soit K un sous-ensemble borné. $N(\varepsilon)$ est le nombre de cubes nécessaires pour recouvrir K . La dimension supérieure de boîte de K est la dimension fractale notée par :

$$\dim_b(k) = \limsup_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln N(\varepsilon)}{\ln 1/\varepsilon} \quad \text{I.5}$$

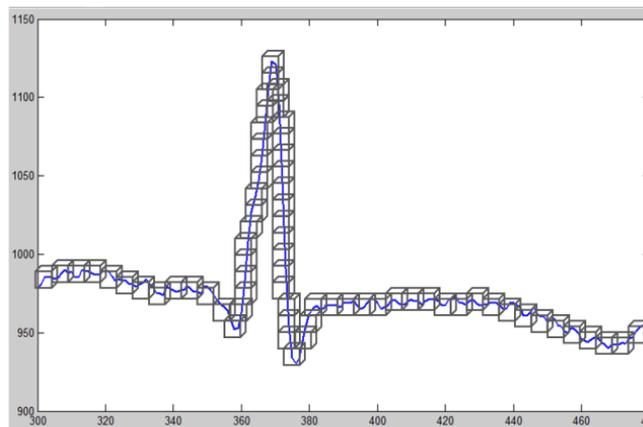


Figure I.2 Dimensions de boîtes pour un PQRST d'un signal ECG

I.4.4. Dimension de régularisation

Une autre façon d'évaluer la régularité d'une fonction f est de mesurer la dimension de son graphe. Plusieurs définitions existent, nous considérerons la plus fréquemment utilisée :

Soit un graphe Γ d'une fonction bornée $f : R \rightarrow R$

La dimension de boîte de Γf est obtenue via des recouvrements de Γf par des réunions de boules de diamètre de plus en plus petit et en évaluant de la vitesse avec laquelle ces ensembles tendent vers Γf . Le choix d'approcher Γf par une réunion de boules peut être remplacé par des graphes de fonctions continues. Pour cela, il faut considérer des versions régulières de f

obtenues par convolution avec un noyau très régulier, et qui tendent en un certain sens vers f . Leurs graphes ont une longueur finie : on évalue la vitesse avec laquelle celle-ci tend vers celle de Γf . Cette méthode conduit à la dimension de régularisation introduite et étudiée dans [12, 13].

La dimension de régularisation est une dimension fractionnaire sur les graphes de fonctions réelles, cette dimension vérifie les propriétés géométriques classiques d'une dimension fractale.

Elle est définie en obtenant des versions régularisées rectifiables d'un graphe Γ d'une fonction f par la convolution de cette dernière avec des versions dilatées d'un noyau régulier X qui tendent vers la distribution de Dirac quand le coefficient de dilatation tend vers zéro. Soit f_a les fonctions associés à ces graphes régularisés :

La convolution du noyau X :

$$f_a = (f * X_a)(x) = \int f(t)X_a(x - t)dt \quad \text{I.6}$$

Soit L_a les longueurs des graphes régularisés en fonction du coefficient de dilatation a :

$$L_a = \int_K \sqrt{1 + f'_a(t)^2} dt \quad \text{I.7}$$

La dimension de régularisation est défini à partir de loi de puissance suivie par L_a comme suit :

$$\dim_R(\Gamma) = 1 + \lim_{a \rightarrow 0} \frac{\log(L_a)}{-\log(a)} \quad \text{I.8}$$

Pour un signal réel, le logarithme de la version régularisé du signal $\log(L_a)$ ne varie pas linéairement avec le logarithme de la variance du noyau $\log(a)$, une régression linéaire de $\log(L_a)$ et $\log(a)$ et la pente de la ligne de régression est utilisé pour l'estimation de la \dim_R suivant l'équation (I.8).

Nous utiliserons cette dimension car son estimation est plus précise que la dimension de boîte.

I.4.5. Méthode de calcul pour la dimension de régularisation

La dimension fractale citée dans [12, 13, 14], et interprétée par l'indicateur des irrégularités d'un graphique d'une fonction, est allée au-delà des limites de la théorie mathématique pour devenir à la fin des deux dernières décennies un outil de mesure reconnu pour le traitement de signal et d'image. Elle sert à définir le spectre de singularité d'une mesure donnée qui met en évidence le degré de régularité de cette mesure en un point.

La notion de dimension fractale est souvent utilisée dans la l'analyse fractale à travers diverses méthodes qui existent pour la calculer. Bien qu'ils soient tous différents, un principe de base est toujours respecté, il est résumé par les trois étapes suivantes :

- Mesurer les quantités représentées par l'objet en utilisant différentes mesures ;
- Tracer le logarithme des quantités mesurées en fonction du logarithme des tailles et approximer cette courbe par une droite de régression linéaire ;
- Estimer la DF comme étant la pente de la droite obtenue.

Nous suivons le même cheminement pour l'estimation de la dimension de régularisation définie de la manière suivante : on construit des versions de plus en plus lisses du signal étudié par une simple convolution par un noyau. Si le signal original est "fractal", son graphe a une longueur infinie alors que ses versions lissées auront une longueur finie.

Lorsque le paramètre de lissage tend vers zéro, la version lissée tend vers le signal original (au sens des distributions) et sa longueur tend donc vers l'infini. La dimension de régularisation mesure la vitesse à la quelle la convergence vers l'infini se produit.

Réaliser un lissage d'une courbe revient à déterminer une fonction avec une représentation satisfaisante. La qualité de ce lissage dépend des méthodes et des contraintes utilisées pour choisir et paramétrer cette fonction. Deux méthodes sont principalement utilisées : l'approximation et l'interpolation

L'approximation consiste à approcher un ensemble de points par une courbe et l'interpolation consiste à faire passer cette courbe par un sous ensemble de points extraits de l'ensemble à lisser. Pour cela on utilise généralement des fonctions polynômiales.

L'algorithme d'estimation de la dimension de régularisation utilise la régression des moindres carrés pour l'approximation et ensuite une interpolation polynômiale pour alors «ajuster» ou «lisser» les valeurs brutes pour représenter de manière plus fidèle ce que l'on veut estimer. Il est nécessaire de définir les paramètres suivants : Vmin, Vmax, le nombre des courbes à générer et le noyau [15].

I.4.5.1. Les Vmin et Vmax

Ce sont des paramètres qui délimitent le nombre des courbes régularisées.

I.4.5.2. Calcul des courbes régularisées

Ce paramètre donne le nombre des courbes régularisées calculées pour le signal, une valeur de 64 représente 64 signaux régularisés sont générés et espacés régulièrement entre Vmin et Vmax.

I.4.5.3. Le noyau Gaussien

La version lisse ou régularisé d'un signal régie par un noyau gaussien revient à convoluer le signal avec ce noyau et c'est l'équivalence du filtrage du signal. Les paramètres du noyau doivent être correctement sélectionnés pour le calcul de la dimension de régularisation.

Soit une fonction Gaussienne de variance a et centré à l'origine avec des dérivées définies comme suit :

$$g_a^{(0)}(t) = \exp\left(-\frac{t^2}{2a^2}\right) \quad \text{I.9}$$

$$g_a^{(n)}(t) = \frac{d^{(n)}}{dt^{(n)}} g_a^{(0)}(t) \quad \text{I.10}$$

La transformée de Fourier d'une fonction Gaussienne est une Gaussienne

$$G_a^{(0)}(\omega) = a \exp\left(-\frac{a^2 \omega^2}{2}\right) \quad \text{I.11}$$

$$G_a^{(n)}(\omega) = (-j\omega)^n G_a^{(0)}(\omega) \quad \text{I.12}$$

$$\omega_a^{(n)} = \frac{\sqrt{n}}{a} \quad \text{I.13}$$

Afin de contrôler les amplitudes relatives des gaussiennes dans le domaine temporel et fréquentiel, et incrémenter la largeur du noyau de Gauss, un coefficient d'atténuation est habituellement utilisé et la largeur du noyau gaussien est modifié [12, 13] comme suit :

$$a = \frac{i-1}{2\sqrt{\alpha \ln 10}} \quad \text{I.14}$$

où i est le support temps définit pour le noyau Gaussien, $i = 2, 3, \dots$ (Avec la prise en charge de ces support, l'amplitude gaussienne n'est pas négligeable) et α est le coefficient d'atténuation, sa valeur par défaut est réglé à $\alpha = 3$ [12, 13].

La suite consiste à réaliser un ajustement par régression linéaire (moindres carrés) d'une quantité en fonction d'échelles dans une représentation logarithmique.

I.5. Approche multifractale

L'analyse multifractale [16, 17, 18] est une extension de l'analyse fractale. Pareille à tout ce qui est fractal, l'analyse multifractale n'a pas de définition unique, sa principale motivation est d'effectuer une analyse fine des comportements singuliers d'un signal. Elle consiste essentiellement à le décomposer en sous-ensembles ayant même régularité obtenus via l'exposant de Hölder, puis à mesurer la 'taille' des sous-ensembles ainsi obtenus en définissant le spectre de singularité (ou spectre multifractal).

I.5.1. Régularité Hölderienne

La régularité d'un signal et son estimation constituent une problématique assez récente dans le domaine du traitement du signal. Une branche de l'analyse fractale, l'analyse de la régularité Hölderienne, offre des outils mathématiques permettant de caractériser la régularité d'un signal. Nous nous concentrerons sur l'un de ces outils, à savoir l'exposant de Hölder.

La définition de cet exposant reproduit la notion de régularité l'une des caractéristiques fondamentales d'un signal même s'il existe une infinité de signaux présentant la même régularité en chaque point. Nous commençons par quelques rappels sur la régularité Hölderienne mieux détaillés dans [19, ..., 23].

I.5.1.1. Exposant de Hölder ponctuel

L'exposant de Hölder ponctuel est un outil utilisé pour mesurer la régularité d'un signal en un point donné.

Définition 1.

Soit un signal $f(x)$ associé à sa fonction de Hölder $\alpha_p(x)$ qui mesure la régularité de f en chaque point x et qui peut être définie de diverses manières. L'exposant de Hölder ponctuel α_p de f en x_0 est définit par :

$$\alpha_p(x_0) = \lim_{\rho \rightarrow 0} \sup \{ \alpha_p : \exists c > 0, |f(x) - f(x_0)| \leq c|x - x_0|^{\alpha_p}, |x - x_0| < \rho \} \quad \text{I.15}$$

Définition 2.

$$\alpha_p(x_0) = \liminf_{h \rightarrow 0} \frac{\log|f(x_0+h)-f(x_0)|}{\log|h|} \quad \text{I.16}$$

Cette définition est valable si f est non dérivable en x_0 , sinon il faut lui enlever sa partie régulière, c'est-à-dire son développement de Taylor en x_0 .

Géométriquement, l'équation I.2 signifie que le graphe de la fonction f autour de x_0 s'inscrit dans une enveloppe que l'on appellera l'enveloppe Hölderienne (figure I.2). Pour tout $\epsilon > 0$, il existe un voisinage de x_0 tel que le graphe de f dans ce voisinage soit tout entier inclus dans l'espace défini par les deux courbes qui associent à x respectivement

$$f(x_0) + c|x - x_0|^{\alpha_p(x_0)-\epsilon} \quad \text{I.17}$$

et

$$f(x_0) - c|x - x_0|^{\alpha_p(x_0)-\epsilon} \quad \text{I.18}$$

Tel que cette propriété ne soit plus vraie pour l'espace défini par les courbes qui associent à x respectivement

$$f(x_0) + c|x - x_0|^{\alpha_p(x_0)+\epsilon} \quad \text{I.19}$$

et

$$f(x_0) - c|x - x_0|^{\alpha_p(x_0)+\epsilon} \quad \text{I.20}$$

plus $\alpha_p(x_0)$ est grand, plus le signal est lisse et inversement, plus $\alpha_p(x_0)$ est petit plus le signal est irrégulier en x_0 .

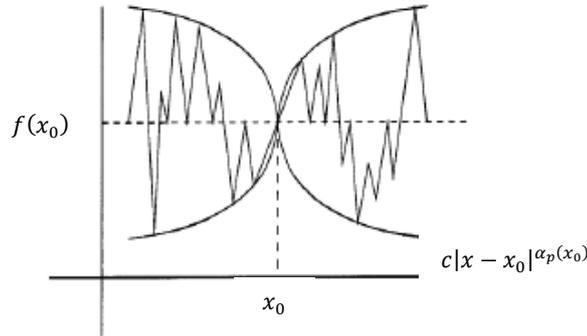


Figure I.3 l'enveloppe Hölderienne

I.5.1.2. Exposant de Hölder local

Il est parfois nécessaire d'avoir des renseignements sur la régularité d'un signal non pas en un point mais au voisinage de ce point, et c'est dans le but d'intégrer ces informations dans un exposant appelé l'exposant de Hölder local. L'exposant ponctuel s'attache surtout à l'enveloppe du graphe de la fonction, l'exposant local tient aussi compte des oscillations. Donc l'exposant ponctuel ne suffit pas toujours à donner une parfaite description de la régularité d'une fonction.

Notons que:

$$\alpha_l(x_0) = \lim_{\rho \rightarrow 0} \sup \{ \alpha_l : \exists c > 0, |f(x) - f(y)| \leq c|x - y|^{\alpha_l}, |x - x_0| < \rho, |y - x_0| < \rho \} \quad \text{I.21}$$

Cet exposant est beaucoup plus stable numériquement que l'exposant ponctuel. C'est là une propriété extrêmement intéressante et qui le rend très attrayant dans de nombreuses applications où l'analyse de la régularité ne nécessite pas d'être pointilleuse.

En général, plus $\alpha(x)$ est petit, plus la fonction f est irrégulière en x . un exposant négatif est le signe d'une discontinuité, s'il est strictement supérieur à 1, f est au moins dérivable en x . La détermination de la régularité Hölderienne des signaux a été considérée par de nombreux auteurs en traitement signal [22, 23]. Elle s'avère intéressante dès que l'information réside dans les irrégularités du signal. C'est en particulier notre cas.

1.5.1.3. Mesure de la régularité locale par l'estimation des exposants de Hölder

L'exposant de Hölder ponctuel est une des mesures de régularité la plus utilisée en traitement du signal notamment parce qu'il est facile à interpréter, autant d'un point de vue mathématique que pratique. Il semble cependant que dans la majorité des cas, ce ne soit pas l'exposant de Hölder ponctuel qui soit estimé, mais plutôt un exposant relativement proche, nommé exposant de Hölder local. Il est montré en particulier que dans certains cas, afin de mesurer l'exposant ponctuel et non local, l'utilisation de méthodes directes est préférable aux méthodes par ondelettes [24].

Après avoir rappelé quelques notions sur l'exposant de Hölder, nous allons maintenant présenter certaines méthodes classiques d'estimation de la régularité. Eventuellement, il existe plusieurs méthodes pour estimer l'exposant de Hölder, deux techniques d'estimation seront privilégiées dans cette partie car elles permettent une estimation aisée de la régularité [24].

a) Oscillations

Cette technique est la plus naturelle, car elle suit la définition de l'exposant de Hölder qui consiste à étudier les oscillations [25] autour du point considéré et l'application directe de cette définition brièvement décrite dans cette partie.

On rappelle qu'une fonction $f(t)$ est Hölderienne d'exposant $\alpha \in]0, 1[$ en t s'il existe une constante c telle que pour tout t dans un voisinage de t :

$$|f(t) - f(t')| \leq c|t - t'|^\alpha \quad \text{I.22}$$

En terme d'oscillations, cette condition peut s'écrire : Une fonction $f(t)$ est Hölderienne d'exposant α en t , avec $0 < \alpha < 1$ s'il existe une constante c telle que pour tout τ ,

$$osc_\tau(t) \leq c\tau^\alpha \quad \text{I.23}$$

$$osc_\tau(t) = \sup_{|t-t'|\leq\tau} f(t') - \inf_{|t-t'|\leq\tau} f(t') = \sup_{t',t''\in[t-\tau,t+\tau]} |f(t') - f(t'')| \quad \text{I.24}$$

L'estimateur de la régularité sera construit en chaque point comme étant la pente de la régression du logarithme de l'oscillation en fonction de la dimension de la boule r dans laquelle on calcule l'oscillation. La taille de cette boule varie entre deux valeurs r_{min} (la plus petite échelle d'oscillations) et r_{max} (la plus grande échelle d'oscillations). La régression du logarithme de l'oscillation se fait ensuite selon r qui prend toutes les valeurs entières comprises entre r_{min} et r_{max} .

La méthode d'estimation par oscillation va donner de bons résultats si $\alpha < 1$.

b) Régressions de type limite inférieure et limite supérieure

La définition de l'exposant de Hölder ponctuel comporte une limite inférieure plutôt qu'une limite, ce qui permet à cet exposant d'être toujours défini même si la limite n'existe pas [20]. C'est pour cette raison que nous allons voir maintenant un autre type de régression qui sous certaines conditions permet d'atteindre la limite inférieure ou la limite supérieure.

Soit $(l_j)_{j \geq 1}$ une suite arbitraire de nombres réels, et on note $u_j = \frac{l_j}{j}$. On définit, $\forall n \geq 1$:

$$E_n^0 = \{1, \dots, n\} \tag{I.25}$$

$$L_n^0 = \{l_1, \dots, l_n\} \tag{I.26}$$

Soient (a_n^0, b_n^0) les paramètres de la régression linéaire classique (moindres carrés) de L_n^0 en fonction de E_n^0 , $\sum_{j=1}^n (l_j - a_j - b)^2$ c'est à dire les réels qui minimisent sur tous les couples (a, b) . On note :

$$(a_n^0, b_n^0) = Reg(E_n^0, L_n^0) \tag{I.27}$$

Soit :

$$E_n^1 = \{j \in E_n^0, l_j \geq a_n^0 j + b_n^0\} \tag{I.28}$$

$$L_n^1 = \{l_j, j \in E_n^1\} \tag{I.29}$$

$$(a_n^1, b_n^1) = Reg(E_n^1, L_n^1) \tag{I.30}$$

$$E_n^i = \{j \in E_n^{i-1}, l_j \geq a_n^{i-1} j + b_n^{i-1}\} \tag{I.31}$$

$$L_n^i = \{l_j, j \in E_n^i\} \tag{I.32}$$

$$(a_n^i, b_n^i) = Reg(E_n^i, L_n^i) \tag{I.33}$$

L'interprétation géométrique de la série (a_n^i, b_n^i) est comme suit :

A la première étape, l'obtention de (E_n^1, L_n^1) tous les points qui sont situés au-dessus de la droite de régression de L_n^0 en fonction de E_n^0 , ensuite la régression de L_n^1 en fonction de E_n^1 pour obtenir (a_n^1, b_n^1) et ainsi de suite jusqu'à ce qu'il ne reste plus qu'un point au-dessus de la droite de régression. La pente de la régression limite inférieure est alors donnée par $a_n^{N^n}$. La méthode est similaire pour la limite supérieure à condition de conserver tous les points situés au-dessous de la droite de régression.

I.5.2. Les spectres de singularités

L'analyse multifractale s'attache à caractériser les fonctions multifractales à l'aide d'une information contenue dans le spectre de singularités D , défini comme la dimension de Hausdorff des ensembles de points où l'exposant de Hölder prend une valeur particulière (ensembles iso-Hölder). Le spectre de singularités d'une fonction f est la fonction :

$$D: h \rightarrow \dim\{x: H_f(x) = h\} \tag{I.34}$$

Le spectre de singularités quantifie donc les poids relatifs, à l'aide de la dimension de Hausdorff, des différents exposants de Hölder présents dans la fonction étudiée. Notre intérêt

n'est pas la répartition exacte des divers exposants de Hölder, mais seulement à la "taille", au sens de la dimension de Hausdorff, des ensembles de même exposant de Hölder.

Le spectre de singularités d'un signal, nous renseigne en quelque sorte sur sa texture [26], ainsi l'analyse multifractale peut être un outil de classification des signaux.

I.6. De la notion de Fractale à la théorie du Chaos

Dans cette partie, nous allons montrer la corrélation qui existe entre l'analyse fractale et la théorie du chaos. Nous n'allons pas donner une description approfondie du terme chaos, du moins nous allons l'interpréter d'une manière générale.

I.6.1 Chaos

Chaos [27, 28] est un mot très à la mode dans les milieux scientifiques, cette science n'a cessé d'accroître et ses applications se trouvent dans une multitude de domaines tels que la météorologie, la biologie, la sismologie, la médecine, etc. La différenciation entre chaotique et aléatoire est importante pour la compréhension du chaos. En effet, un phénomène qui tire son imprédictibilité d'un nombre importants de paramètres qui entre en jeu dans sa description, peut être considéré par une approche probabiliste. En ce qui concerne le chaos, ce n'est pas le cas. Un phénomène chaotique est décrit de manière déterministe, c'est à dire en particulier avec des outils mathématiques qui en permettent une approche précise et a priori "certaine". En réalité, il faut constater qu'aucun amalgame n'est possible entre chaos et aléatoire puisque même une approche probabiliste de l'évolution d'un système chaotique n'aboutirait à rien.

I.6.2 La théorie

La théorie du chaos [29, 30], déjà entrevue par Jacques Hadamard et Henri Poincaré au début du vingtième siècle, a été définie à partir des années 1960 par de nombreux scientifiques. La désignation chaotique fait référence à des phénomènes complexes, dépendant de plusieurs paramètres et caractérisés par une extrême sensibilité aux conditions initiales. C'est une théorie scientifique qui a su trouver de l'ordre caché sous le désordre apparent.

I.6.3 Représentation des systèmes chaotiques

Les systèmes chaotiques ont un comportement infiniment complexe. Ils sont irrésistiblement attirés par une figure géométrique de structure infiniment complexe sur laquelle ils semblent errer au hasard, mais sans jamais la quitter, ni repasser deux fois par le même point (attracteur).

Géométriquement, ces phénomènes dynamiques sont représentés dans un espace dont la dimension, qui peut être supérieure à celle de l'espace à trois dimensions, dépend du nombre de paramètres choisis pour les décrire. À chaque instant, l'état du phénomène est représenté par un point dans cet espace appelé espace des phases. L'évolution du système est décrite par la trajectoire de ce point. Pour les phénomènes les plus simples, ce point est attiré vers un point d'équilibre ou une courbe limite, près desquels il repasse périodiquement. Les mathématiciens appellent ces courbes limites des attracteurs.

I.6.4 Applications de l'analyse fractale et la théorie du chaos

Les Méthodes non linéaires de traitement du signal sont appliquées dans le domaine médical [31, 32, 33] pour apporter de nouveaux éclairages sur des événements biologiques en apparence chaotiques [34]. Ces systèmes sont connus par leur complexité qui était l'un des concepts les moins bien compris, souvent considérée synonyme de hasard et d'imprévisibilité. Cependant, les approches scientifiques récentes comme l'analyse fractale et la théorie du chaos convergent vers des définitions plus précises.

Une première hypothèse stipule que le vieillissement et la maladie sont caractérisées par une perte de complexité, dégradant la capacité des personnes âgées ou des patients à s'adapter à différentes contraintes [35, 36]. Notre objectif est de mesurer et de tester cette complexité, notamment pour l'évaluation de la fragilité chez les personnes âgées.

Nous pouvons aussi retrouver le même ordre d'idées dans d'autres applications tel que la biométrie [37].

I.6.5 Corrélation entre fractal et chaos

Selon quelques travaux effectués en ce sens, nous avons trouvé les idées suivantes : « l'aspect chaotique peut être similaire à l'aspect fractal, bien que la reconnaissance chaotique soit délicate pour les signaux physiologiques », « Le rythme cardiaque est-il chaotique ? Si non, y a-t-il des termes plus appropriés pour décrire ses fluctuations exemple : fractal, multifractal », « L'application des mathématiques fractales dans la théorie du chaos », « L'attracteur d'un système chaotique est toujours fractal ».

On associe souvent fractales et chaos, peut-être parce que leur développement médiatique a été concomitant. Mais aussi parce qu'il existe des liaisons entre ces notions, comme étant tout deux des approches non-linéaires conçus pour l'analyse et la compréhension des propriétés des systèmes complexes et les fractales étant l'application mathématique de la théorie du chaos. Nous avons donc voulu en savoir plus sur ces liens par le biais de cette petite synthèse bibliographique. La définition d'un système dynamique chaotique, mène aux attracteurs ou à la dépendance sensitive aux conditions initiales, c'est-à-dire que deux points très proches peuvent avoir un devenir très différent. Ces ensembles sont très souvent des fractales. Il existe deux possibilités pour démontrer qu'un système est chaotique: soit montrer qu'un attracteur est de dimension non entière, soit que le système est sensible aux conditions initiales. Dans le premier cas, il faut revenir sur la notion de dimension fractale. Dans le second, la quantification de la divergence des trajectoires, qui peut souvent se faire grâce à la détermination des exposants de Lyapunov mesurant le taux de contraction ou de dilatation des trajectoires suivant les directions. Donc nous pouvons retrouver quelques paramètres communs connus [38, 39] dans la théorie du chaos et de l'analyse fractale tel que : la dimension fractale, la dimension de la corrélation, exposant de Lyapunov, l'entropie, etc.

La théorie du chaos nous permet de construire des modèles incroyablement plus proches de la réalité à travers des modèles fractals que par des modèles euclidiens que la science d'autrefois ne nous le permettait pas.

I.7. Conclusion

Pour une bonne compréhension et un meilleur choix, un petit tour d'horizon sur quelques outils utilisés en analyse fractale et multifractale s'est imposé dans ce premier chapitre, ainsi que la relation qui existe entre les fractales et la théorie du chaos. L'analyse fractale a fourni différents concepts pour l'analyse des signaux d'une grande complexité et pour l'étude des questions liées aux irrégularités pour mettre en évidence leur structure fractale et une interprétation satisfaisante de l'information. Notre choix s'est porté sur la dimension de régularisation et les exposants de Hölder locaux pour l'analyse du signal électrocardiogramme.

I.8. Références bibliographiques

- [1] PAOLI Benjamin, VAUTHIER Tom, FRAPPIER Louis, KENDE Mathias, "Les Fractales", 2003.
- [2] F. Sperber, "Que sont les fractales ?", site web: Matière et révolution, 2009.
- [3] A. LESNE, "Fractales: les limites du réel".
- [4] J. Lévy Véhel, "Fractal Approches in Signal Processing", GRETSI, Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images, 1995.
- [5] V. Pantaloni, "Dimensions et Dimensions fractales", 2011.
- [6] Nathalie Thommeret, Jean-Stéphane Bailly, Jean-Marc Bardet, Brigitte Kaiser et Christian Puech, "Dimensions fractales de réseaux vectoriels : méthodes d'estimation et robustesse des résultats", Systèmes, Modélisation, Géostatistiques, 2014.
- [7] D. Schleicher, "Hausdorff Dimension, Its Properties, and Its Surprises", 2007.
- [8] Yuval Kohavi, Hadar Davdovich, "Topological dimensions, Hausdorff Dimensions & Fractals", 2006.
- [9] R. Carles, "Dimension de Hausdorff"
- [10] Jan Reimann and Frank Stephan, "Effective Hausdorff Dimension".
- [11] Stéphane JAFFARD, "Sur la dimension de boîte des graphes", Comptes Rendus de l'Académie des Sciences - Series I -Mathematics, Vol 326, Issue 5, pp. 555-560, 1998.
- [12] J. Lévy Véhel and F. Roueff, "A regularization approach to fractional dimension estimation", in proceedings of Fractals98, Malta, 1998.
- [13] P. Gonçalves, P. Abry, G. Rilling, and P. Flandrin, "Fractal dimension estimation: empirical mode decomposition versus wavelets". In IEEE Int. Conf. on Acoust. Speech and Sig. Proc., Honolulu, Hawaii (US), 2007.
- [14] Zhipeng Feng, Ming J. Zuo, Fulei Chu, "Application of regularization dimension to gear damage assessment", Mechanical Systems and Signal Processing, 2009.
- [15] J. Levy Vehel and P. Legrand, "Signal and Image Processing with FracLab", Complexity and Fractals in Nature, 8th International Multidisciplinary Conference, 2004.

- [16] J. Lévy Véhel, "Régularité Ponctuelle, Analyse Multifractale, et Traitement des signaux",
- [17] P. Abry, S. Jaffard, H. Wendt, "A bridge between geometric measure theory and signal processing: Multifractal analysis", 2014.
- [18] P. Abry, S. Jaffard, H. Ji, Z. Shen et H. Wendt, "Wavelet leader multifractal analysis for texture classification", IEEE International Conference on Image processing, 2009.
- [19] S. Seuret, "Analyse de Régularité locale, Quelques Applications à l'Analyse Multifractale", Thèse de Doctorat, Ecole Polytechnique, 2003.
- [20] K. Kolwankar, J. Lévy Véhel, "A Time Domain Characterization of the Fine Local Regularity of Signals".
- [21] Olivier Barrière, Jacques LévyVéhel, "Local Hölder regularity-based modeling of RR intervals", Refereed Conference Contribution, IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS), 2008.
- [22] Pierrick Legrand, "Débruitage et interpolation par analyse de la régularité Hölderienne. Application à la modélisation du frottement pneumatique-chaussée". Signal and Image processing. Ecole Centrale de Nantes, Université de Nantes, 2004.
- [23] J. Levy Vehel and S. Seuret, "The 2-microlocal Formalism", Fractal geometry and Applications, pp. 153–215, 2004.
- [24] A. Echelard, J. Levy-Vehel, I. Taralova, "Application d'Outils Fractals pour la Classification d'Images Microscopiques".
- [25] Stephane Seuret, "Detecting and Creating Oscillations using Multifractal Methods", 1991.
- [26] Paulo Gonçalves, Rudolf Riedi & Richard Baraniuk, "Simple Statistical Analysis of Wavelet-based Multifractal Spectrum Estimation", Signals Systems and Computers, pp. 109–121, 1998.
- [27] Camille Laurent-Gengoux, "Le chaos en mathématiques", Conférence prononcée à Chauvigny, 2008.
- [28] V. Bourges, "Fractales et Chaos", Buletin de l'union des physiciens, Vol. 89, 1995.
- [29] William Graham Hoover and Carol Griswold Hoover, "Chaos, Lyapunov Instability, Fractals", Time Reversibility, Computer Simulation, Algorithms, Chaos: second edition, pp. 273–318, 2012.
- [30] P. Etchecopar, C. de Rimouski, "Quelques éléments sur la théorie du chaos".
- [31] P. A. Meehan and P. A. Bellette, "Chaotic Signal Analysis of Parkinson's Disease STN Brain Signals", Topics on Chaotic Systems, pp. 232–241, 2009.
- [32] M Nakagawa, "Chaos and Fractal Properties of EEG Data", Chaos and Fractals in Engineering, pp. 113–146, 1999.

- [33] M. H. Fattahi, N. Talebbeydokhti, G. R. Rakhshandehroo, A. Shamsai, E. Nikooee, "THE ROBUST FRACTAL ANALYSIS OF TIME SERIES: CONCERNING SIGNAL CLASS AND DATA LENGTH", *Fractals*, Vol. 19, Issue 01, 2011.
- [34] Henry Leung, "Chaotic Signal Processing", Book, 2014.
- [35] A. Lewis Lipsitz, Ary L. Goldberger, "Loss of 'Complexity' and Aging Potential Applications of Fractals and Chaos Theory to Senescence", 1992.
- [36] D. E. Vaillancourt and K. M. Newell, "Changing complexity in human behavior and physiology through aging and disease", *Neurobiology of Aging*, Vol. 23, Issue 1, pp. 1–11, 2002.
- [37] M. Jampour, M. Yaghoobi, M. Ashourzadeh, A. Soleimani, "A Fast Method for Iris Identification with Fractal and Chaos Game Theory", *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Vol. 18, Issue 03, 2012.
- [38] Bruce J. West, "Chaos, Noise and Complex Fractal Dimensions", Vol. 01, Issue 01, 1993.
- [39] George M Zaslavsky, "Fractals and Chaos", *The Physics of Chaos in Hamiltonian Systems*: second edition, pp. 108–119, 2007.

Chapitre II :

Notions sur
le signal
Electrocardiogramme
et son
comportement
Fractal

Table des matières

II.1.	Introduction.....	31
II.2.	L'activité cardiaque.....	31
II.2.1.	L'anatomie du cœur.....	31
II.2.2.	Le mécanisme du fonctionnement cardiaque.....	32
II.2.3.	Le signal cardiaque électrique.....	33
II.2.4.	Le rythme cardiaque (battement cardiaque).....	34
II.2.5.	L'activité cardiaque dirigée par le Système Nerveux Autonome.....	34
II.2.6.	La fréquence cardiaque.....	34
II.2.7.	Les artéfacts.....	35
II.3.	L'électrocardiogramme.....	35
II.3.1.	Historique.....	36
II.3.2.	Enregistrement.....	36
II.3.3.	Les dérivations.....	36
II.3.4.	L'analyse de la propagation des ondes, réalisée grâce à l'électrocardiogramme....	38
II.3.4.1	Les ondes P, QRS, T.....	38
II.3.4.2	Les intervalles et les segments.....	39
II.3.4.3	Les caractéristiques fréquentielles de l'ECG.....	39
II.4.	Les pathologies cardiaques.....	40
II.4.1.	Quelques types des troubles du rythme.....	40
II.4.1.2	Les extrasystoles ventriculaires.....	40
II.4.1.3	Les extrasystoles auriculaires.....	41
II.4.2.	Quelques types des troubles de la conduction.....	41
II.4.2.2	Les blocs de branches droites.....	42
II.4.2.3	Les blocs de branches gauches.....	42
II.4.3.	Diagnostic ECG.....	43
II.5.	Le cœur fractal et chaotique à travers le signal électrocardiogramme.....	44
II.5.1.	L'analyse fractale du signal électrocardiogramme : Etat de l'art.....	44
II.5.2.	ECG : périodique ou chaotique ?.....	44
II.5.3.1.	Les arguments en faveur de la périodicité.....	44
II.5.3.2.	Les arguments en faveur du chaos déterministe.....	45
II.6.	Conclusion.....	45
II.7.	Références bibliographiques.....	45

Chapitre II : Notions sur le signal Electrocardiogramme et son comportement Fractal

II.1. Introduction

Notre cœur doit être un organe très flexible pour s'adapter aux conditions continuellement changeantes de notre vie quotidienne. Il doit en même temps suivre les besoins en oxygène de notre organisme lors d'un effort violent, mais il doit également réguler son rythme pour ne pas provoquer de catastrophes [1, 2]. C'est ainsi que la découverte de l'irrégularité de l'activité cardiaque est survenue et qu'elle présente un comportement fractal et chaotique. Ces comportements du cœur sont très étonnants et soulèvent une question essentielle sur le rôle constructif que joue les fractales et le chaos en biologie. En fait le système cardiaque ne pourrait pas survivre sans eux car c'est justement sa puissance d'auto-organisation qui permet au système de s'adapter [3].

Dans ce deuxième chapitre, nous allons d'abord décrire brièvement le principe de fonctionnement du muscle cardiaque ainsi que son examen à travers le signal électrocardiogramme pour passer ensuite à son comportement fractal et chaotique.

II.2. L'activité cardiaque

Le cœur est un organe vital, son activité est primordiale et présente une activité automatique liée à la contraction spontanée de certaines cellules du myocarde.

II.2.1. L'anatomie du cœur

L'appareil cardiovasculaire est pourvu d'une pompe très efficace : le cœur. C'est un organe creux et musculaire d'environ 300 g, situé entre les deux poumons, assure la circulation du sang dans les veines et les artères. Il est connecté au reste de l'organisme par le biais de vaisseaux associés : les deux veines caves (inférieure et supérieure), les artères pulmonaires, et l'artère aorte, comme illustrer dans la figure (II.1).

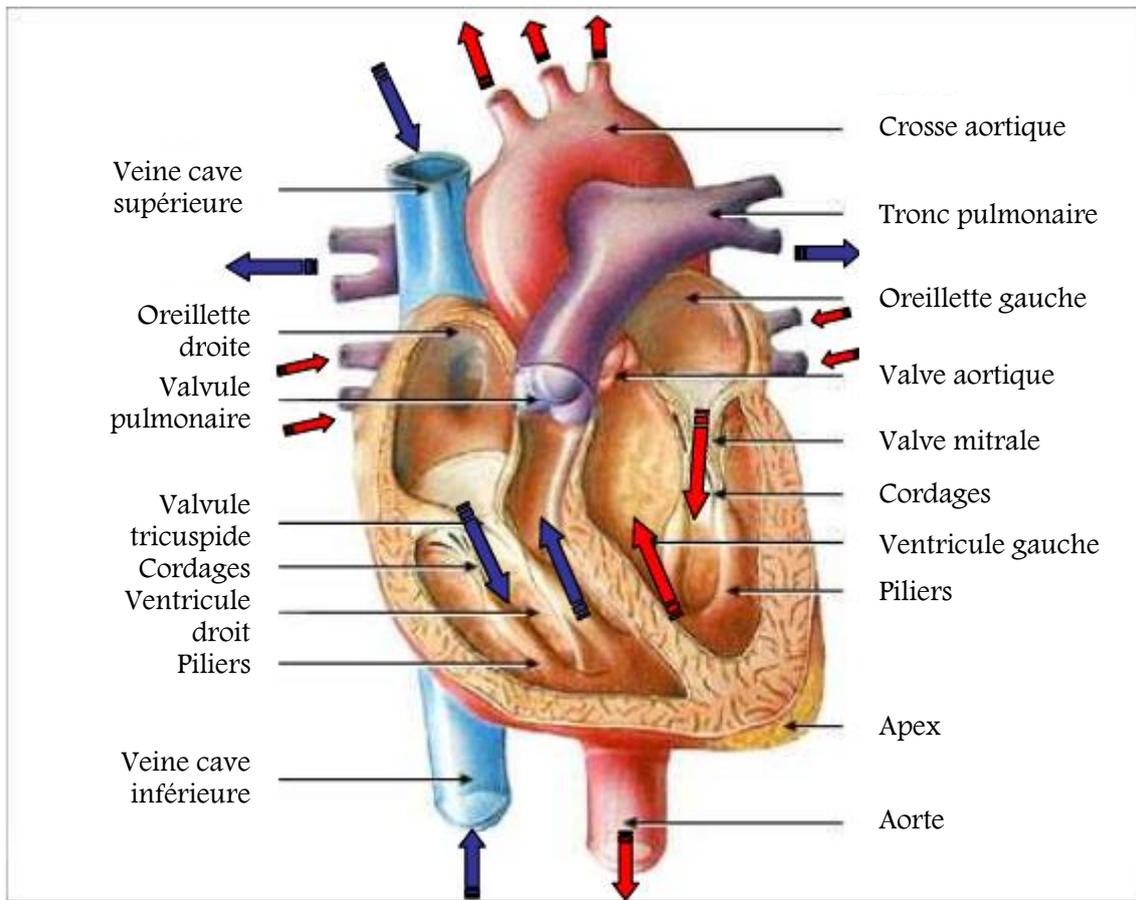


Figure II.1 Anatomie du cœur

II.2.2. Le mécanisme du fonctionnement cardiaque

Le cœur est séparé en deux moitiés indépendantes (droite et gauche), chacune composée d'une oreillette en haut et d'un ventricule en bas.

Les ventricules ont pour fonction de pomper le sang vers le corps ou vers les poumons. Leurs parois sont plus épaisses que celles des oreillettes, et la contraction des ventricules est plus importante pour la distribution du sang. Le ventricule gauche, bien plus massif que le droit exerce une force considérable pour forcer le sang à travers tout le corps contre la pression corporelle, tandis que le ventricule droit ne dessert que les poumons. Il existe aussi des valves d'échappement qui assurent la communication entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire (valve pulmonaire), ainsi qu'entre le ventricule gauche et l'artère aorte (valve aortique). Les parois du cœur sont constituées par un tissu musculaire, appelé le myocarde.

Lorsque le cœur est relâché (diastole), les oreillettes aspirent le sang venant des veines (l'oreillette gauche pour veines pulmonaires, l'oreillette droite pour les veines caves supérieures et inférieures). La contraction du cœur (systole) commence par celles des oreillettes, le sang est éjecté dans les ventricules respectifs avec ouverture des valves mitrale (à gauche) et tricuspide (à droite). La contraction atteint (dans la fraction de seconde suivante) les ventricules qui éjectent à leur tour le sang dans l'aorte (à gauche) et le tronc pulmonaire (à droite) avec ouverture des valves correspondantes et fermeture des valves mitrale et tricuspide (cela empêche le sang de refouler dans les oreillettes). Ensuite relâchement du

Chapitre II : Notions sur le signal Electrocardiogramme et son comportement Fractal

cœur avec fermeture des valves aortique et pulmonaire (cela empêche le sang de refouler dans les ventricules et maintient une certaine pression artérielle).

Nous pouvons comprendre ainsi que toute atteinte à l'un de ces éléments va gravement perturber la circulation normale : atteinte d'une des 4 valves (rétrécissement ou au contraire insuffisance de fermeture), malformations (communication entre les 2 oreillettes ou entre les 2 ventricules par exemple), etc...

II.2.3. Le signal cardiaque électrique

Chaque battement cardiaque est un processus mécanique engendré par des phénomènes bioélectriques. Quels sont donc ces pacemakers naturels du cœur et quel est leur fonctionnement normal ?

Le fonctionnement du cœur est une succession régulière de contractions (systoles) et de relâchements (diastoles). Le faisceau de His transmet la contraction des oreillettes aux ventricules. C'est une fonction essentielle. Toute interruption de ce faisceau nécessite la pose d'un pacemaker artificiel. Le rythme cardiaque vient de ces trois zones : les deux nœuds et le faisceau. Ces trois zones sont donc non seulement les transmetteurs mais les producteurs d'un des rythmes essentiels à la vie. Dans le cas d'un cœur sain, le rythme permet que le cœur ne reçoive un ordre de contraction que lorsqu'il y a eu relâchement. La maladie signifie au contraire que des ordres de contraction arrivent au cœur à des mauvais moments. Le point important est donc le rythme. Ce qui le commande, c'est l'onde, envoyée régulièrement par le nœud sino-auriculaire.

Les étapes du cycle cardiaque sont les suivantes : contraction de l'oreillette droite puis de l'oreillette gauche puis des deux ventricules puis relâchement puis on recommence.

- 1) Le nœud sino-auriculaire déclenche le cycle en émettant des ondes au rythme de 120 par minute en moyenne qui contractent immédiatement l'oreillette droite.
- 2) L'onde gagne une zone appelée nœud atrio-ventriculaire, qui propage la contraction à l'oreillette gauche. C'est la systole auriculaire
- 3) Puis, elle gagne le faisceau de His, une zone particulièrement importante qui conduit les impulsions électriques des oreillettes aux deux cavités ventriculaires. Celles-ci se contractent : c'est la systole ventriculaire. Chaque cycle correspond à une contraction du cœur suivi d'un relâchement. Le rythme des contractions est, au repos, en moyenne pour un adulte de 65 à 80 contractions par minute. Ce rythme moyen dépend de l'âge : 120 à 140 battements par minute chez le nouveau-né, 100 battements par minute chez le jeune enfant, 65 à 80 battements par minute en moyenne chez l'adulte, 80 à 90 battements par minute chez une personne âgée. Et le rythme est environ de dix battements par minute de plus chez la femme que chez l'homme. Ce qui est essentiel est que ce rythme change suivant les conditions extérieures par exemple la température et suivant les mouvements du corps comme un effort. Cela sous-entend une très grande adaptabilité du rythme cardiaque. Indiquons ainsi que du simple fait de passer de la position couchée à la station debout, le rythme du cœur change spontanément. Le système nerveux a une relation directe avec ce battement cardiaque.

II.2.4. Le rythme cardiaque (battement cardiaque)

Faire référence au rythme cardiaque, c'est à la fois le lieu de genèse de l'activité électrique du cœur et la régularité ou non de sa propagation. L'étude du rythme cardiaque se fait à partir du repérage des ondes R ; ce rythme est caractérisé par deux propriétés : la fréquence des ondes R, exprimée en nombre de battements par minute (bpm), et leur régularité.

En l'absence de toute pathologie, le rythme est régulier et sa fréquence est comprise entre 60 et 100 bpm la journée et 40 et 80 bpm la nuit. Hors de ces limites, il peut y avoir trouble du rythme qui doit faire l'objet d'une étude approfondie pour définir une éventuelle pathologie. Ainsi, on parle de rythme sinusal régulier lorsqu'il est :

- ✚ Régulier : l'intervalle R-R est quasi-constant sur tout le tracé, avec des complexes QRS similaires;
- ✚ Sinusal : l'activité électrique est générée par le nœud sinusal.

L'analyse du rythme cardiaque à partir de l'électrocardiogramme se fait donc en deux étapes vérifiant, d'une part la régularité du rythme, et d'autre part l'origine du rythme cardiaque qui peut être :

- ✚ sinusal (du nœud sinusal : une onde P précède chaque complexe QRS);
- ✚ Jonctionnel (du nœud auriculo-ventriculaire : complexes QRS fins et onde P rétrograde);
- ✚ ventriculaire (myocytes ventriculaires : complexe QRS élargi et sans onde P);
- ✚ ectopique (issu des cellules musculaires auriculaires : onde P anormale et complexe QRS normal);
- ✚ artificiel (pacemaker).

II.2.5. L'activité cardiaque dirigée par le Système Nerveux Autonome

Le muscle cardiaque est unique du fait qu'il est capable de maintenir son propre rythme. Cependant, la fréquence cardiaque peut être très rapidement modifiée par l'activité des nerfs, le Système Nerveux Autonome (SNA) contrôle, entre autres, la fréquence de décharge du pacemaker sinusal, la force avec laquelle les fibres musculaires des ventricules se contractent à chaque décharge, et la résistance opposée par les vaisseaux à l'apport en sang à chaque pompage.

II.2.6. La fréquence cardiaque

La fréquence cardiaque est le nombre de cycles cardiaques par unité de temps (par minute). Elle est très rapide chez un nouveau-né, rapide chez un enfant et légèrement plus lente chez une personne âgée.

La fréquence cardiaque diminue pendant l'expiration et augmente durant l'inspiration ou lors d'une activité physique légère ou intense et en présence de stress. Un bon entraînement cardiovasculaire permet de diminuer la fréquence cardiaque au repos.

La fréquence cardiaque est aussi le nombre de contractions ventriculaires par unité de temps; autrement dit, sur le signal électrocardiogramme on la repère grâce au nombre de complexes QRS, donc de dépolarisation des ventricules par une impulsion électrique, à chaque minute.

II.2.7. Les artéfacts

C'est des anomalies qui s'ajoutent sur le tracé ECG, mais qui ne concernent pas l'activité cardiaque. Elles peuvent surgir d'une absence de filtre, des mouvements de câble ou une mauvaise fixation des électrodes. Les artéfacts gênent la lecture de l'ECG et peuvent orienter à tort par exemple vers une fibrillation auriculaire.



Figure II.2 Quelques artéfacts sur le signal ECG

II.3. L'électrocardiogramme

Afin de diagnostiquer et de traiter les maladies cardiaques en explorant l'activité électrique du cœur, deux types de procédures sont généralement utilisées : les procédures invasives et non-invasives. Les premières nécessitent une intervention chirurgicale. Les techniques non-invasives sont plus courantes car elles sont moins contraignantes pour le patient, et consistent à recueillir les différences de potentiels créés par les forces électriques présentes dans le cœur au moyen d'électrodes directement posées sur la peau (de façon standard au-dessus des poignets et des chevilles, voire sur le thorax ou dans le dos dans certains cas). L'électrocardiogramme (ECG) est l'examen non-invasif le plus courant, et il possède une grande valeur clinique pour le diagnostic des troubles de la conduction électrique du cœur en étudiant le rythme cardiaque et la morphologie des différentes ondes constituant le cycle cardiaque.

Chapitre II : Notions sur le signal Electrocardiogramme et son comportement Fractal

II.3.1. Historique

En 1842, Carlo Matteucci avait mis en évidence les potentiels électriques entraînaient par des courants électriques qui circulent dans le cœur. Ces derniers sont responsables de l'activité musculaire cardiaque. Les premières expérimentations sont réalisées en 1878 par John Burden Sanderson et Frederick Page qui détectent à l'aide d'un électromètre capillaire les phases QRS et T. En 1887 le premier électrocardiogramme humain est publié par Augustus D. Waller. En 1895 Willem Einthoven met en évidence les cinq déflexions P, Q, R, S et T, il utilise le galvanomètre à cordes en 1901 et publie les premières classifications d'électrocardiogrammes pathologiques en 1906. Il obtiendra en 1924 un prix Nobel pour ses travaux sur l'électrocardiographie. Les dérivations précordiales sont utilisées pour le diagnostic médical à partir de 1932 et les dérivations frontales unipolaires à partir de 1942, permettant à Emmanuel Goldberger de réaliser le premier tracé sur 12 voies. En 1938 une conférence internationale transatlantique a fixé la position des dérivations précordiales, V1 à V6.

Aujourd'hui l'électrocardiographie est une technique peu coûteuse, permettant à l'aide d'un examen indolore et sans danger, de lire et de surveiller l'activité cardiaque, pour une éventuelle détection des arythmies et la prévention de l'infarctus du myocarde.

II.3.2. Enregistrement

L'une des meilleures sources de renseignement dont nous disposons sur le rythme cardiaque est l'électrocardiogramme. Ce graphique nous indique les variations électriques liées au mouvement de polarisation et de dépolarisation électrique du muscle cardiaque. C'est un examen extrêmement utile et important pour le médecin pour une action thérapeutique.

II.3.3. Les dérivations

L'ECG a douze dérivations permettant d'avoir une idée tridimensionnelle de l'activité électrique du cœur. Chaque dérivation représente le signal ECG, mais accentuées l'une par rapport à l'autre. Elles se divisent en six dérivations frontales et six autres précordiales.

II.3.3.1 Les dérivations frontales

Ce sont les dérivations des membres : DI, DII, DIII, AVR, AVL, et AVF

- DI, DII, DIII sont des dérivations bipolaires qui traduisent la différence de potentiel entre deux membres :

D1 : entre bras droit (pôle -) et bras gauche (pôle +)

D2 : entre bras droit (pôle -) et jambe gauche (pôle +)

D3 : entre bras gauche (pôle -) et jambe gauche (pôle +)

Ils décrivent le triangle d'Einthoven.

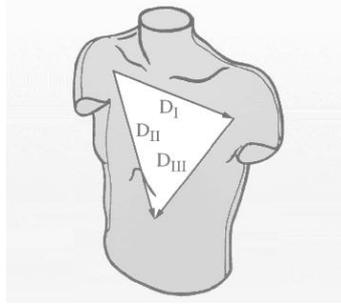


Figure II.3 Triangle d'Einthoven

- AVR, AVL, et AVF sont des dérivations unipolaires et correspondent au membre avec lequel elles sont connectées soit respectivement le bras droit, le bras gauche, et la jambe gauche.

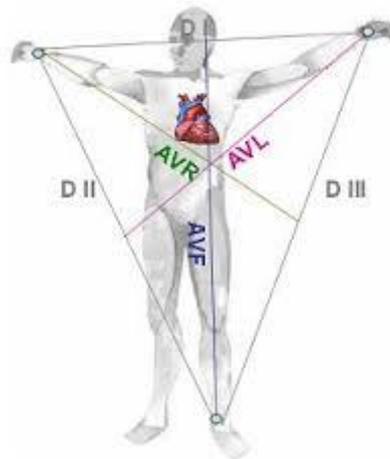


Figure II.4 dérivations frontales

Les régions explorées par ces dérivations périphériques seront :

DI, AVL : paroi latérale du ventricule gauche

DII, DIII, AVF : paroi inférieure

AVR : intérieur des cavités du cœur.

II.3.3.2 Les dérivations précordiales

Ce sont des dérivations unipolaires fixées en des points définis sur la paroi thoracique désignés par Wilson et nommées V1 à V6 :

V1 est placée sur le 4^{ème} espace intercostal droit, au bord droit du sternum.

V2 est placée sur le 4^{ème} espace intercostal gauche, au bord gauche du sternum.

V4 est placée sur le 5^{ème} espace intercostal gauche, sur la ligne médioclaviculaire.

V3 est placée entre V2 et V4.

V5 est placée sur le 5^{ème} espace intercostal gauche, sur la ligne axillaire antérieure.

V6 est placée sur le 5^{ème} espace intercostal gauche, sur la ligne axillaire moyenne.

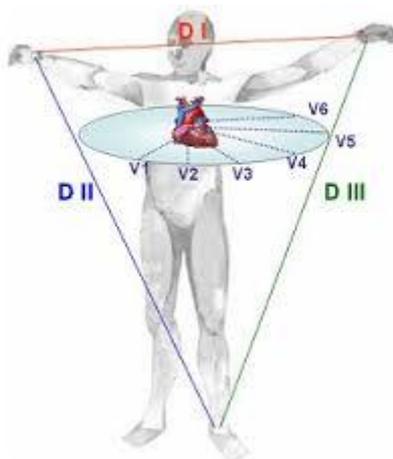


Figure II.5 Les dérivations précordiales

II.3.4. L'analyse de la propagation des ondes, réalisée grâce à l'électrocardiogramme

L'extraction des caractéristiques des signaux ECG est une question importante sur l'analyse du rythme cardiaque en fonction des signaux ECG et de la classification qui se réalise en les utilisant. Nombreuses de ces caractéristiques se sont révélées assez unique pour une utilisation dans toutes les applications médicales liées aux pathologies cardiaques.

II.3.4.1 Les ondes P, QRS, T

Chaque cycle de dépolarisation/repolarisation du cœur correspond au passage du courant électrique, chez le sujet sain, des oreillettes vers les ventricules qui se contractent dans ce même ordre. Sur le plan électrocardiographique, cela se traduit par l'enregistrement toujours dans le même ordre de différentes ondes : P, Q, R, S, et T.

En fixant les électrodes à la surface du corps du patient, on enregistre donc des phénomènes électriques relatifs au parcours du potentiel d'action, dont les étapes sont successivement :

- ✚ La dépolarisation des oreillettes depuis le nœud sinusal vers le nœud auriculo-ventriculaire qui se traduit par une déflexion sur l'ECG. Celle-ci est caractérisée par l'onde P. C'est une onde de petite amplitude, arrondie, parfois diphasique. Le rythme physiologique est dit sinusal. Dans ce cas, les ondes P auriculaires précèdent régulièrement les complexes ventriculaires QRS. L'intervalle P-Q est un court segment isoélectrique qui sépare l'onde P du complexe ventriculaire. La repolarisation auriculaire n'est pas visible sur l'ECG normal car elle est masquée par la dépolarisation ventriculaire.
- ✚ La dépolarisation ventriculaire est indiquée par le complexe QRS. Par définition, l'onde Q est la première onde négative, l'onde R la première onde positive du complexe et l'onde S la première onde négative après l'onde R.

L'onde T correspond au courant de repolarisation des ventricules. Cette onde succède au complexe QRS après retour à la ligne isoélectrique.

II.3.4.2 Les intervalles et les segments

Les intervalles et segments du tracé électrocardiographique sont des paramètres importants, permettant d'évaluer la normalité ou non de l'espace entre deux événements électriques.

Dans le domaine du traitement de signaux ECG, un des axes importants de recherche est l'estimation des intervalles cardiaques. Ce problème d'estimation peut être abordé de manières différentes : soit on détecte les points caractéristiques des ondes de l'ECG (leurs sommets, débuts, et fins) par des méthodes de segmentation puis on calcule la différence de temps entre ces points pour obtenir l'intervalle, soit on aborde ceci comme un problème d'estimation de temps de retard. En effet, la variation d'un intervalle, par exemple l'intervalle P-R, entre deux battements consécutifs peut être considéré comme un retard subi par la seconde onde P comparée à la première, vis à vis de leurs ondes R respectives.

II.3.4.3 Les caractéristiques fréquentielles de l'ECG

L'étude de Thakor et al. [4] présente l'analyse spectrale de l'ECG, avec une analyse spectrale des complexes QRS isolés ainsi que différentes sources de bruit. Les spectres observés après moyennage sur 150 battements. Il a été démontré que les composantes fréquentielles d'un ECG normal ont les caractéristiques suivantes :

- Le spectre de l'ECG s'étend entre une fréquence nulle et environ 100 Hz,
- L'onde P se caractérise par une bande spectrale de basse fréquence et de faible amplitude: ses composantes fréquentielles sont entre 0; 5 Hz et 10 Hz ;
- L'onde T se caractérise sur une bande spectrale analogue à celle de l'onde P entre 0; 5 Hz et 10 Hz ;
- Le complexe QRS possède un contenu fréquentiel bien plus important que les autres ondes de l'ECG. Ses composantes fréquentielles sont entre 10 Hz et 15 Hz ;

Le contenu fréquentiel de la ligne de base et des éventuels artefacts de mouvement se situe entre 0; 5 Hz et 7 Hz.

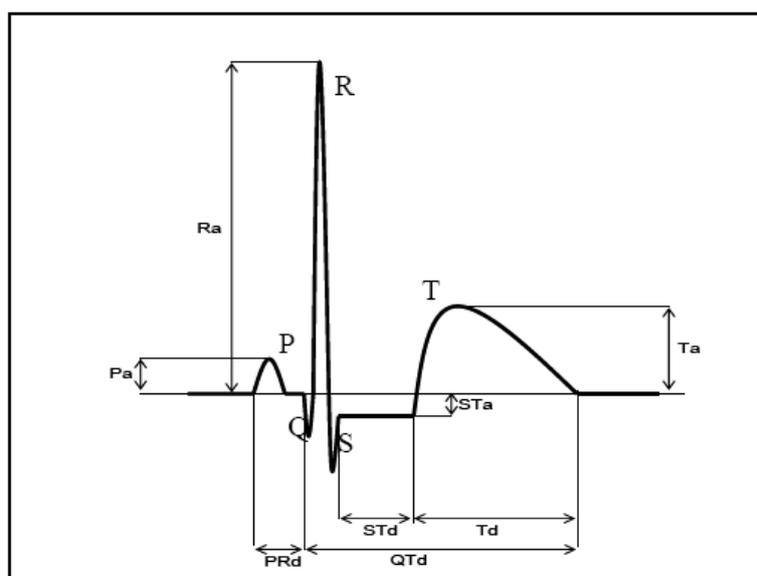


Figure II.6 Paramètres d'intérêt pour la description d'un battement.

II.4. Les pathologies cardiaques

Dans son état normal, l'activité du cœur est marquée par un rythme régulier. Ce rythme est provoqué par des changements de polarité électrique des cellules cardiaques entraînant leur contraction. Quand les ondes électriques ne naissent pas normalement ou se propagent mal, on observe des troubles du rythme cardiaque qui peuvent être mis en évidence en réalisant un électrocardiogramme. On peut ainsi observer, par exemple, des anomalies au niveau du rythme ou des troubles de la conduction. Ces troubles cardiaques peuvent se traduire par des pathologies.

La pathologie cardio-vasculaire est la pathologie du cœur et des vaisseaux. En raison de notre mode de vie et du vieillissement de la population, cette pathologie est de plus en plus fréquente.

La partie suivante décrit très sommairement quelques pathologies cardiaques susceptibles d'être repérées en étudiant un enregistrement ECG. Le but, ici, n'est pas d'analyser précisément leurs origines, et leurs conséquences sur le fonctionnement cardiaque, ni de décrire les traitements que ces pathologies nécessitent, mais simplement de mettre en relation certaines observations anormales du tracé ECG avec ces quelques pathologies les plus courantes. Il s'agit ainsi de donner l'importance diagnostique de l'étude des caractéristiques des ondes P, Q, R, S et T (formes, distances, relatives, ...).

L'étude d'un enregistrement ECG est fondée sur l'analyse de quelques battements cardiaques successifs ; l'étude d'un seul battement ne fournit que peu d'indications pour la pose d'un diagnostic, mais les variations des paramètres caractéristiques de chaque battement au cours de l'enregistrement constituent une source d'information essentielle. Ces paramètres caractéristiques sont :

- 1) Les durées des ondes P, Q, R, S et T, et les amplitudes mesurées par rapport à la ligne de base (ligne isoélectrique du cœur au repos), qui est prise comme référence pour mesurer l'amplitude des ondes, pendant l'inactivité cardiaque, le potentiel mesuré est donc normalement nul par rapport à cette référence.
- 2) Les distances entre ces ondes.

Parmi les Objectifs de l'ECG la détection des troubles du rythme et de la conduction

II.4.1. Quelques types des troubles du rythme

Une extrasystole est un battement cardiaque prématuré par rapport au rythme sinusal normal.

- Lorsqu'elles surviennent au niveau des oreillettes, elles sont dites "auriculaires".
- Lorsqu'elles surviennent au niveau des ventricules, elles sont dites "ventriculaires".
- Lorsqu'elles surviennent à la jonction entre oreillettes et ventricules, elles sont dites "jonctionnelles".
- Les extrasystoles qui ne sont pas ventriculaires sont dites "supraventriculaires" et sont donc auriculaires ou jonctionnelles.

II.4.1.2 Les extrasystoles ventriculaires

C'est une contraction prématurée qui a pour origine un foyer d'hyperexcitabilité ventriculaire. C'est un battement, anormal le plus souvent, et prématuré du cœur au cours de son rythme

Chapitre II : Notions sur le signal Electrocardiogramme et son comportement Fractal

normal. Il est alors suivi par une période de repos un peu plus longue qu'habituellement, mais de durée très brève, au cours de laquelle le cœur s'arrête, comme s'il devait récupérer de cet effort anormal. Ce battement prématuré entraîne une sensation de coup de boutoir dans la poitrine ou des palpitations.

Les extrasystoles ventriculaires sont fréquentes chez les personnes en bonne santé. Certaines sont assez bénignes, et d'autres potentiellement sérieuses elles peuvent cependant déclencher une tachycardie ventriculaire très grave (fréquence supérieure à 100 battements par minute et une succession rapide de QRS large qui peut évoluer vers la fibrillation ventriculaire) ou fibrillation ventriculaire (désorganisation complète de l'activité mécanique et électrique des ventricules entraînant la mort subite, succession anarchique de complexes ventriculaires élargis). Selon certains critères les extrasystoles ventriculaires sont à grand risque, leur gravité se traduit par:

- extrasystoles Répétitives : doublets, triplets, salves (Lorsque les extrasystoles s'enchaînent ou plus de 6 extrasystoles par minute.)
- Emplacement à proximité de l'onde T précédente
- Survenant lors d'une épreuve d'effort
- En présence d'une cardiopathie

II.4.1.3 Les extrasystoles auriculaires

Une extrasystole auriculaire est une dépolarisation prématurée prenant naissance en un point quelconque des oreillettes, habituellement mais non constamment propagée aux ventricules. La morphologie de l'onde P extrasystolique est différente de celle de l'onde P sinusale et dépend de la situation du foyer auriculaire ectopique.

Elles peuvent être uniques ou réaliser des salves : elles peuvent alors annoncer un passage prochain en fibrillation auriculaire. La conduction auriculo-ventriculaire peut être normale ou altérée de façon variable réalisant au maximum un bloc complet : onde P bloquée

II.4.2. Quelques types des troubles de la conduction

Au niveau des voies de conduction rapide de l'influx nerveux dans le cœur, il existe essentiellement trois types de « blocs » classés suivant leurs localisations : le bloc sino-auriculaire (SA) situé entre le sinus et les oreillettes, le bloc auriculo-ventriculaire (AV) entre les oreillettes et les ventricules, et le bloc de branche au niveau de la transmission à chacun des deux ventricules que nous allons décrire pour une meilleure appréciation et interprétation des résultats.

Les blocs de branche sont un exemple de un trouble cardiaque de conduction qui se caractérise par un blocage des ventricules quand les transmissions entre le faisceau de His et l'une des branches qui représentent les voies rapides de l'influx électrique vers les ventricules, la propagation de l'impulsion électrique à travers le tissu cardiaque est ralentie, voire stoppée. Cette interruption peut être totale ou partielle, voire un simple ralentissement de la conduction.

Le cœur possède deux branches : la branche droite et la branche gauche, La fonction de ces branches de division du faisceau de His est de conduire les impulsions électriques et de les

Chapitre II : Notions sur le signal Electrocardiogramme et son comportement Fractal

distribuer de telle façon que la contraction du muscle cardiaque soit efficace et coordonnée. Quand une branche est lésée, par une pathologie, elle peut cesser de fonctionner normalement. Cela entraîne une modification de la conduction de l'activité électrique cardiaque : l'impulsion électrique ne pouvant plus se propager le long de la branche lésée, elle va le faire au travers des fibres myocardiques, nouveau trajet qui non seulement ralentit les impulsions électriques mais change leur direction. En conséquence, la capacité des ventricules à pomper efficacement le sang est détérioré et la quantité de sang éjecté par les ventricules est réduite.

Le bloc de branche est identifié, généralement lors d'un électrocardiogramme qui va montrer un élargissement des complexes QRS (à 0,12 seconde ou plus) lorsque le bloc est complet et des complexes QRS fins lorsqu'il est incomplet.

II.4.2.2 Les blocs de branches droites

Lorsqu'il existe un bloc de branche droit, le ventricule droit n'est pas directement activé par les impulsions électriques progressant au travers la branche droite du faisceau de His. Le ventricule gauche, quant à lui, est normalement activé par la branche gauche. Ces impulsions électriques progressent alors au travers du myocarde, du ventricule gauche vers le ventricule droit, activant finalement celui-ci. La prévalence du bloc de branche droit augmente avec l'âge.

II.4.2.3 Les blocs de branches gauches

Dans ce cas, le trouble de la conduction porte sur la branche gauche alors que la branche droite est saine, c'est le ventricule gauche qui présente un retard d'activation, celle-ci se faisant à partir du ventricule droit qui est normalement activé dans le bloc de branche gauche.

II.4.3. Diagnostic ECG

	L'onde P	Complexe QRS	L'intervalle RR	L'onde T
ESA	différente et prématurée par rapport à l'onde P du rythme sinusal de base. Souvent elle déforme l'onde T du cycle PQRST précédent.	ils sont de durée normale (entre 0,06 et 0,12 seconde) et constants d'un cycle à l'autre	Il peut être plus court (avant l'ESA) ou plus long (après l'ESA) que la durée normale.	Elle est normale et identique (forme et <i>durée</i>) à l'onde T du rythme sinusal
ESV	Absente car incluse dans l'onde T du battement cardiaque qui la précède.	Élargis et prématurés (plus de 0,12 seconde)	un raccourcissement significatif de l'intervalle RR par rapport à l'événement ventriculaire précédent.	Forme différente et négative
BBD	Lorsque le rythme de base est sinusal , elles sont normales et généralement identiques Lorsque le rythme de base est auriculaire , elles sont anormales (P') et peuvent différer les unes des autres	Élargis et déformés (> 0,12 seconde) mais peuvent être de durée normale pour un bloc de branche partiel.	L'onde R' correspond à la dépolarisation retardée du ventricule droit. La deuxième onde (R') est presque toujours plus haute que la première.	Repolarisation ventriculaire généralement inversée, avec une onde T négative et asymétrique.
BBG	Lorsque le rythme de base est sinusal, elles sont normales et généralement identiques. Lorsque le rythme de base est auriculaire, elles sont anormales et peuvent différer les unes des autres.	les complexes QRS se présentent sous la forme d'une onde R élargie et empâtée (parfois légèrement crochétés), sans onde Q.		Repolarisation ventriculaire généralement inversée, avec une onde T négative et asymétrique.

Tableau II.1 Critères électrocardiographique

II.5. Le cœur fractal et chaotique à travers le signal électrocardiogramme

Chaos et fractales jouent un rôle important dans le fonctionnement du corps, notamment dans le système cardio-vasculaire. La présence de chaos est parfois un signe de bonne santé. Le chaos n'est pas une forme de désorganisation totale. Physiquement, un système chaotique est régi par des lois, même si son comportement n'obéit pas à des règles simples, faciles à déterminer.

II.5.1. L'analyse fractale du signal électrocardiogramme : Etat de l'art

Un des grands mérites de Mandelbrot est d'avoir su reconnaître que de nombreuses structures ou dynamiques complexes observées dans de nombreux domaines des sciences fondamentales et appliquées, pouvaient être appréhendées au sein d'un cadre fédérateur basé sur les notions de fractale et le chaos déterministe.

Etant donné que l'analyse Fractale a été développée en raison d'étudier les objets complexes irréguliers, elle a été appliquée à de nombreux phénomènes naturels en particulier dans le domaine de la biologie et la médecine et qui ont montré un comportement fractal.

La plupart des signaux physiologiques dans des conditions physiques saines peuvent avoir une structure fractale [1, 4], la question qui se pose est la façon dont les propriétés fractales des fluctuations du rythme cardiaque sont modifiées dans certains états physiologiques.

Plusieurs articles ont évoqués la signature fractale et le comportement chaotique du signal ECG et plus précisément l'intervalle RR : [5, 6].

La notion de fractalité du signal ECG est citée et mise en évidence dans quelques travaux [7, 8, 9, 10, 11], elle est découverte en utilisant différents paramètres fractals tel que : dimensions fractales [12, 13, 14], spectres multifractals, exposant de Hölder, ...

II.5.2. ECG : périodique ou chaotique ?

Une série PQRST correspond à une systole (contraction du myocarde) suivi d'une diastole (relâchement du muscle cardiaque). Cette courbe PQRST se reproduisant apparemment identique à elle-même, on a pu en conclure un peu rapidement que le cœur est périodique et répète régulièrement les mêmes impulsions avec une régularité d'horloge. Ce serait même le simple bon sens lorsque l'on observe sur un court laps de temps la courbe de base PQRST d'électrocardiogramme qui se reproduit identique à elle-même. Il y a reproduction périodique du mouvement.

II.5.3.1. Les arguments en faveur de la périodicité

La thèse périodique souligne qu'il y a une seule source régulière du battement cardiaque : le sinus auriculaire mais comment se fait-il que le sinus bat à 120 alors que le cœur bat sur de nombreux rythmes et en moyenne de 65 à 80 ? A toutes ces questions le modèle d'un simple oscillateur périodique est incapable de répondre.

D'un autre côté peut-il y avoir chaos dans un mouvement décrit par un électrocardiogramme sur notre classique courbe PQRST ? Le chaos est un désordre apparent alors que l'électrocardiogramme montre plutôt apparemment un ordre !

II.5.3.2. Les arguments en faveur du chaos déterministe

Le modèle périodique pose de nombreux problèmes. Le premier est celui de la variation du rythme cardiaque. Tout au long de la journée le cœur change souvent de rythme. Cette capacité d'adaptation, comment peut-elle être décrite par un simple mouvement de pendule ayant une seule période ? Pour les maladies cardiaques, une des méthodes expérimentales pour soigner une perte de rythme est de provoquer un arrêt instantané du cœur qui repart ensuite sur le bon rythme. C'est un effet de choc qui correspond très bien avec le chaos mais pas du tout avec le rythme périodique.

Le battement cardiaque d'un fœtus au départ n'est pas un battement périodique mais chaotique. Ce n'est que plus tard qu'il va apprendre à passer de ce chaos à la régularité du type PQRST. Il faut donc une adaptation de l'organisme pour une lecture de ce message chaotique résultant d'un apprentissage. Il y a donc un véritable entraînement à la lecture du message cardiaque qui est un message complexe.

Un autre argument en faveur du chaos c'est l'effet de choc électrique qui permet de soigner des arythmies. Cela signifie que l'interruption brutale d'un cycle a un effet c'est revenir au début pour reprendre un rythme normal.

II.6. Conclusion

Pour dresser un diagnostic à partir d'un signal ECG, il faut essentiellement étudier : le rythme cardiaque (fréquence et régularité) et la forme des ondes (distances relatives, amplitudes, durées,...). L'expression des propriétés géométriques fractales des signaux cardiaques à travers leurs caractéristiques et à l'aide de certains objets mathématiques s'avère fructueuse.

Ce chapitre a traité la courbe PQRST dans un fonctionnement normal et en présence de pathologies ainsi qu'une définition de ces dernières. L'idée est qu'une bonne compréhension des propriétés multifractales des signaux cardiaques à travers cette courbe puisse déboucher sur de nouveaux outils pertinents de diagnostic et de surveillance. Par conséquent, il est essentiel de dépasser le simple cadre de l'observation selon que les sujets (sains ou souffrant de déficiences cardiaques) et de mener une étude approfondie de ces structures complexes, propres aux signaux cardiaques. Pour cela, il nous faut de nouveaux algorithmes pour le traitement des signaux multifractals.

II.7. Références bibliographiques

- [1] R. E. Voss, "Biomedical Applications of Fractals and Chaos Fractal Geometry: A New Mathematical Language of Nature's Shapes", Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society - EMBC, pp. 30-31, 1990.
- [2] B. Onaral, J. P. Cammarota, "Complexity, Scaling and Fractals in Biomedical Signals", The Biomedical Engineering Handbook: Second Edition, 2000.
- [3] Herbert F. Jelinek, "Understanding Fractal Analysis? The Case of Fractal Linguistics", European Conference on Complex Systems, 2005.
- [4] R. E. Voss, "Biomedical Applications of Fractals and Chaos Fractal Geometry: A New Mathematical Language of Nature's Shapes", Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society - EMBC, pp. 30-31, 1990.

Chapitre II : Notions sur le signal Electrocardiogramme et son comportement Fractal

- [5] S. Halvin, S.V. Buldyrev, A.L. Golderger, R.N. Mantegna, S.M. Ossadnik, C.K. Peng, M. Simons, H.E. Stanley, "Fractals in biology and Medicine", *Chaos, Solutions & fractals*, Vol. 6, pp. 171-201, 1995.
- [6] R. Lopes, P. Dubois, I. Bhourri, H. Akkari-Bettaieb, S. Maouche, N. Betrouni, "La géométrie fractale pour l'analyse de signaux médicaux : état de l'art", *IRBM* 31 (2010) 189-208.
- [7] Aline Cabasson, "Estimation et analyse des intervalles cardiaques". *Signal and Image processing*. Université Nice Sophia Antipolis, 2008.
- [8] Bruce J West, "Fractal Physiology and Chaos in Medicine", E-book 2nd Edition, Vol. 16, 2013.
- [9] B. Onaral, J. P. Cammarota, "Complexity, Scaling and Fractals in Biomedical Signals", *The Biomedical Engineering Handbook: Second Edition*, 2000.
- [10] Herbert F. Jelinek, "Understanding Fractal Analysis? The Case of Fractal Linguistics", *European Conference on Complex Systems*, 2005.
- [11] N. Scafetta, R. E. Moon, and B. J. West, "Fractal Response of Physiological Signals to Stress Conditions, Environmental Changes, and Neurodegenerative Diseases", *Complexity*, Vol. 12, pp. 12-17, 2007.
- [12] R. G. Turcott and M. C. Teich, "Fractal character of the Electrocardiogram: Distinguishing heart-failure and normal patients", *Annals of Biomedical Engineering*, Vol. 24, pp. 269-293, 1996.
- [13] C. F. Jiang A.P. Avolio, "Characterisation of structural changes in the arterial elastic matrix by a new fractal feature: directional fractal curve", *Med. Biol. Eng. Comput.* Vol. 35, pp. 246-252, 1997.
- [14] J. Gnitecki, Z. Moussavi, "Variance Fractal Dimension Trajectory as a Tool for Heart Sound Localization in Lung Sounds Recordings", *Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol. 3, pp. 2420- 2423, 2003.
- [15] Ary L. Goldberger, Luis A. N. Amaral, Jeffrey M. Hausdorff, Plamen Ch. Ivanov, C.-K. Peng, and H. Eugene Stanley, "Fractal dynamics in physiology: Alterations with disease and aging", pp. 2466-2472, vol. 99, 2002.

Chapitre III :
La classification
de
quelques pathologies

Table des matières

III.1.	Introduction.....	49
III.2.	Etat de l'art	49
III.2.1.	Méthodes utilisant l'analyse fractale	49
III.2.2.	Autres méthodes.....	51
III.2.3.	Tableau récapitulatif des algorithmes	54
III.3.	La base de données des signaux MIT-BIH.....	57
III.3.1.	Les fichiers des données sur matlab.....	57
III.3.2.	Les fichiers des annotations	57
III.4.	Détection des complexes QRS et des segments ST.....	57
III.4.1.	Programme de détections	57
III.4.1.1.	Algorithme de J. Pan and W. J. Tompkins.....	57
III.4.1.2.	Autre algorithme.....	58
III.4.2.	Erreurs de détections.....	60
III.4.2.1.	Complexes QRS.....	60
III.4.2.2.	Intervalles ST.....	61
III.5.	Algorithme adopté.....	62
III.5.1.	Les signaux MIT-BIH choisis.....	62
III.5.2.	Extraction des caractéristiques du signal ECG	62
III.5.3.	Classification par dimensions.....	63
III.5.3.1.	Calcul des vecteurs à partir des dimensions fractales.....	63
III.5.3.2.	Classement des vecteurs résultants.....	63
III.5.3.3.	Comparaison entre vecteurs et reconnaissance des pathologies.....	64
III.5.4.	Organigramme.....	65
III.6.	Manipulation des données sous Matlab et discussion des résultats.....	68
III.6.1.	Distinction entre battements normaux et pathologiques	68
III.6.1.1.	Effet de la dimension fractale sur les complexes QRS.....	68
III.6.1.2.	Effet de la dimension fractale sur les intervalles RR	70
III.6.1.3.	Effet de la dimension fractale sur les intervalles ST.....	72
III.6.2.	Prédiction des ESA à partir des intervalles RR et ST.....	73
III.6.2.1.	Etat de l'art	73
III.6.2.2.	Prédiction de l'extrasystole ventriculaire	74
III.6.3.	Classification.....	77
III.6.3.1.	Dimension de régularisation.....	77
III.6.3.2.	Avantages et inconvénients.....	81
III.6.3.3.	La précision de l'algorithme.....	81
III.6.4.	Dimensions pas à pas.....	82
III.6.5.	Exposant de Hölder local	83
III.7.	Conclusion.....	83
III.8.	Références bibliographiques	84

III.1. Introduction

L'Électrocardiographie est un procédé qui permet l'enregistrement de l'activité électrique du cœur pour localiser les caractères anormaux. La classification automatique de l'ECG automatique est un outil émergeant pour les cardiologues dans le diagnostic médical pour des traitements efficaces.

Recueillir les caractéristiques de certaines arythmies (PVC, PAC, BBD, BBG), à partir du signal ECG a reçu une attention considérable au cours des dernières années. La lecture du signal ECG à l'œil nu et l'interprétation requièrent une grande habitude qui ne peut être acquise que par une pratique régulière. Développer des méthodes intelligentes pour la classification de ces arythmies cardiaques est très utile pour l'aide au diagnostic aux personnels cliniques en l'absence du médecin, ou également au médecin pour agir et diagnostiquer plus rapidement en cas d'urgence médicale.

III.2. Etat de l'art

De nombreux algorithmes ont été proposés au cours de ces dernières années pour développer des systèmes de classification automatiques et précis le plus possible. Nous citons ci-dessous quelques-uns d'entre eux :

III.2.1. Méthodes utilisant l'analyse fractale

L'analyse Fractale, en particulier la dimension fractale, a été appliquée avec un certain succès dans le domaine biomédical. Un exemple est fourni par l'étude du signal ECG et ses dérivés, tels que l'onde P, le complexe QRS et l'onde T, les intervalles RR qui sont une source importante d'information dans la détection de diverses pathologies.

Ghosh et al [1] ont fait l'étude du comportement des signaux ECG montrant une structure fractale à travers le calcul de la dimension fractale des séries temporelles de l'ECG. La méthode (Hurst Rescaled Range) est utilisée dans cette analyse pour une identification de la fibrillation auriculaire.

Chia-Hung Lin et Guo-Wei Lin [2] proposent un classifieur du modèle fractal pour de multiples arythmies cardiaque par des circuits logiques programmables (Field Programmable Gate Array (FPGA)) et la transformée de la dimension fractale (Fractal Dimension Transformation (FDT)) pour montrer le caractère fractal du complexe QRS contenant des battements ectopiques supraventriculaire, bloc de branche et ventriculaire. Le réseau de neurones probabilistes (probabilistic neural network (PNN)) est combiné avec la FDT et la dimension fractale (FD) pour mettre en évidence la différence entre les cas normaux et pathologiques traités.

Dans un autre Article, Rashiq et al [3] ont fait usage de la géométrie fractal pour l'analyse des séries temporelles des signaux ECG. La technique proposée pour l'identification des arythmies cardiaques est basée sur l'estimation de la Dimension Fractal (FD) de ces enregistrements. En utilisant cette approche, les variations dans la texture à travers un signal ECG ont été caractérisées par les variations dans les valeurs de FD. Une vue d'ensemble de méthodes pour calculer la FD est aussi présentée. Elle concerne principalement la Méthode du Spectre du

Puissance (PSM) qui en fait utilise la caractéristique de Fonction de densité spectrale de puissance (PSDF) d'un signal fractal aléatoire.

De même, N. Islam et al. [4], présentent une méthode basée sur la comparaison de la dimension fractale pour analyser trois pathologies cardiaques à savoir la contraction auriculaire prématurée (CAP), Bloc de branche gauche (BBG) et la contraction ventriculaire prématurée (PVC). La dimension fractale est utilisée pour distinguer entre les signaux ECG des personnes en bonne santé et les personnes ayant ces trois types de pathologies. Leur travail est accompli en deux étapes : La première étape est la détermination de l'intervalle de remise à l'échelle du signal ECG, la deuxième étant le calcul de la pente de sa courbe.

Pour analyser des arythmies ventriculaires (VA) et le rythme sinusal (SR), Zhang et al. [5] utilisent l'analyse fractale pour l'observation des caractéristiques fractales de la marche aléatoire à partir des signaux ECG et pour distinguer entre un flutter ventriculaire (VFL), une fibrillation ventriculaire (FV), une tachycardie ventriculaire (TV) et le rythme sinusal (SR). La procédure présente un traitement en trois étapes : Tout d'abord, le calcul de la pente de permutation d'entropie (PE) afin de détecter l'apparition d'une arythmie ventriculaire ; deuxièmement, en utilisant la dimension de régularisation (RD) pour classer les SR, VFL et VT / VF; enfin, selon la zone du spectre multifractal (MS) pour distinguer VT et VF. Quatre bases de données sont utilisées, les précisions de chaque étape sont respectivement de 93,33 %, 100% et 98 %, et la précision de la détection de l'apparition d'arythmies ventriculaires est VFL 93,33 %, VT et VF 91,47 %.

Les dimensions fractales locales des signaux sont utilisées aussi comme caractéristiques de classification des arythmies cardiaques par Raghav et al. [6]. Les formes d'ondes des battements cardiaques ont été extraites sur une fenêtre de longueur fixe autour du pic R du signal et la dimension fractale locale est calculée pour chaque point de l'échantillon de la courbe ECG. La méthode est basée sur la concordance entre ces séries de dimension fractale de la forme d'onde de l'ECG testés à celle des formes d'onde d'ECG représentatifs des différents types d'arythmies. La performance de classification réalisée est en moyenne de 99,49 %.

Puisque La fibrillation auriculaire a été classée comme une caractéristique fractale, les caractéristiques fractales, la dimension fractale, la dimension de masse et les lacunarités ont été estimées par Esgiar et al. [7] en se servant de l'algorithme de comptage de boîtes ; appelé la méthode True Box Counting. Le résultat de classification et d'analyse pas à pas pour ces fonctions fractales ont été déterminées. Les lacunarités basés sur des moments de masse plus élevés sont plus importantes que la dimension fractale et la dimension de masse.

Une autre approche [8] est proposée exploitant la dimension fractale locale (LFD) pour une classification d'arythmie du signal ECG basée sur un classifieur du plus proche voisin. La LFD est considérée à chaque point de la courbe ECG comme une fonction. L'algorithme du plus proche voisin dans l'espace de cette fonction est utilisé pour trouver la classe des battements cardiaques. Le voisin le plus proche est déterminé sur la base de la distance euclidienne des intervalles RR. L'estimation de la LFD est basée sur la densité spectrale de puissance et la puissance spectrale.

Une autre méthode [9] de trois étapes pour la détection des anomalies et le classement des battements des signaux ECG consiste à un classifieur utilisant la méthode du k plus proche voisin k-NN (k-nearestneighbor) et le modèle gaussien combiné GMM (Gaussian mixture model). La première étape, concerne le filtrage du signal. Dans la deuxième étape, les caractéristiques sont extraites sur la base des dimensions fractales de Higuchi HFD (Higuchi's fractal dimension) et les caractéristiques statistiques. Pour la troisième étape, le k-NN et le GMM sont utilisés comme classifieurs pour classer les arythmies et l'ischémie. Un total de 30 000 segments ECG obtenus de la base de données MIT -BIH et de la base européenne des Ischémies ST-T sont utilisés pour quantifier cette approche. 60 % des battements sont utilisés pour l'apprentissage du classifieur et les 40% restants, pour le valider. La précision est estimée à 99% et 98,24% pour les k-NN et GMM, respectivement.

Pour développer des algorithmes en temps réel pour la classification des signaux ECG, un programme [10] est conçu avec précision pour une utilisation sur un moniteur ambulatoire. L'algorithme de détection des complexes QRS a été développé à base d'un filtre unipolaire pour une classification automatique à partir de l'analyse fractale et la corrélation. Les essais sont effectués en utilisant la base de données AHA (American Heart Association) des arythmies ventriculaires. Les types de battement sélectionnés sont : battement normal (N), la contraction ventriculaire prématurée (V), et la fusion entre battements normaux et ventriculaire (FVN). La précision de la classification de 100% pour N et V peut être obtenue dans certains enregistrements ECG.

Une grande majorité de ces articles utilisent les données de la base MIT-BIH.

III.2.2. Autres méthodes

La classification des différentes pathologies des signaux ECG peut être réalisée par d'autres méthodes tel que : les Réseaux de neurones et d'ondelettes (Wavelet Neural Network-WNN) utilisés comme classifieur dans le travail de Benali et al [11]. L'algorithme proposé permet de classer la Contraction Auriculaire Prématuré CAP, Contraction Ventriculaire Prématuré CVP, Bloc de Branches Droit BBD, Bloc de Branches Gauche BBG et les séparés des battements normaux N. L'algorithme proposé relève un taux de classification de 98,8%.

Ou encore en utilisant un classifieur neuro-flou basé sur la logique floue et les réseaux de neurones. L'idée de Chikh et al. [12] est d'appliquer un système d'inférence flous ANFIS (Adaptative Neuro-Fuzzy Inference System) pour Classifier les battements normaux N et les Contractions Ventriculaire Prématurés CVP. La sensibilité et la spécificité de l'algorithme sont de 97,92% et 94,52% respectivement.

Nazmy et al [13]. proposent un système un système du diagnostic avec l'approche hybride de neuro-floue adaptative (ANFIS) pour la classification des signaux ECG. Après un prétraitement (une normalisation, filtrage), une extraction des caractéristiques du signal qui utilise l'Analyse des Composants Indépendants (Independent Component Analysis (ICA)) et le spectre de Puissance, avec l'intervalle RR pour servir comme vecteur d'entrée pour le classifieur ANFIS. Six types de pathologies sont définis : le rythme du sinus normal (RS), contraction ventriculaire prématurée (CVP), contraction auriculaire prématurée (CAP), tachycardie ventriculaire (TV),

fibrillation ventriculaire (FV) et tachycardie supraventriculaire (TSV). Les résultats indiquent un taux de classification plus de 97%.

Utiliser en parallèle avec l'extraction des caractéristiques des signaux ECG qui est une étape importante dans leur analyse, les réseaux de neurones sont dans cette recherche pour une classification avec quinze caractéristiques pour améliorer la performance [14].

Dans un autre article [15], un système de classification est proposé à base de la transformée en ondelettes discrète (TOD) et utilisée pour l'analyse des enregistrements des signaux ECG et l'extraction de quelques caractéristiques et les réseaux de neurones à perceptron multi-couches MLP (Multi-Layer Perceptron) pour exécution la tâche de la classification. Deux types d'arythmies peuvent être détectés par le système proposé battement ectopique (PB), contraction auriculaire prématurée (CAP) ainsi que les battements normaux. Les résultats des simulations montrent que le taux de la classification de l'algorithme est de 96,5%.

Y. Kutlu et D. Kuntalp [16] décrivent un système de classification automatique basé sur la combinaison de diverses caractéristiques pour la reconnaissance automatique des battements cardiaques. La procédure comporte trois étapes. La première classe les battements cardiaques dans 5 catégories principales définis par l'association du progrès de l'instrumentation médicale AAMI (Association for the Advancement of Medical Instrumentation) utilisant des ensembles de fonctionnalités optimales pour chaque catégorie. Dans la deuxième étape, ces catégories sont divisées en sous-groupes à l'aide des caractéristiques optimales pour chacun. Ensuite, la troisième phase permet une classification des battements qui sont étiquetés comme des battements non classés dans les deux premières étapes de la classification. Un ensemble varié de caractéristiques y compris les statistiques d'ordre supérieur, les caractéristiques morphologiques, la transformée de Fourier (TF) et les coefficients statistiques d'ordre supérieur des paquets d'ondelettes (PO) sont extraits pour chaque type de rythme différent du signal ECG. Dans les trois étapes, les classifieurs sont basés sur l'algorithme de k- plus proche voisin (K-NN) instaurant un système de classification de 16 différents types de battements cardiaques. Les enregistrements des signaux ECG utilisées dans cette étude proviennent de la base de données MIT-BIH avec une précision mesurée par une sensibilité moyenne de 85,59 %, une sélectivité moyenne de 95,46 % et une spécificité moyenne de 99,56.

Comme les variations du rythme cardiaque peuvent résulter des arythmies. La variabilité du rythme cardiaque (HRV) des signaux ECG est prise en considération et analysée par Tavassoli et al. [17]. La programmation génétique est appliquée en utilisant les HRV et sélectionnant les caractéristiques efficaces du signal ECG pour distinguer entre différents types de pathologies. En considérant la variété de paramètres extraits des signaux ECG et HRV, les résultats montrent que sept classes différentes d'arythmies sont déterminées : Battement normal, bloc de branche gauche, bloc de branche droit, contraction ventriculaire prématurée, fusion des battements normaux et ventriculaires, contraction auriculaire prématurée et battement ectopique et sont classées avec un taux de 98.75%, 98.93%, 99.10%, 99.46%, 99.82%, 99.46% et 99.82% respectivement.

Pour Vijayavanan et al. [18], la classification automatique des signaux ECG est faite par l'extraction des caractéristiques morphologiques du signal ECG combinée avec le réseau de

neurones probabiliste (Probabilistic réseau neural (PNN)), une technique appliquée pour capturer la distribution des vecteurs des caractéristiques pour la classification et la performance. L'algorithme classifie et différencie entre le cas normal et les arythmies qui ont affecté ce signal avec une précision de 96.5%.

S. Khoshnoud et H. Ebrahimnezhad [19] ont présenté un système de classification basé aussi sur les réseaux de neurones probabilistes car de plus que sa simplicité, il a une capacité de haute résolution. L'algorithme proposé comporte trois étapes. Dans un premier temps, un prétraitement pour l'élimination du bruit des signaux ECG, après la détection du pic R par une analyse multirésolution des ondelettes. Dans l'étape suivante, les coefficients de prédiction linéaire LPC (linear predictive coefficients) extraits du complexe QRS passeront dans le bloc de classification. Un classifieur SVM (Support Vector Machine) est développé en parallèle pour vérifier et mesurer le classifieur PNN. Le classement atteint est le suivant : le rythme sinusal normal, contraction auriculaire prématurée (APC), le bloc de branche droit (BBD) et Gauche (BBG). Les résultats montrent 92,9 % de précision et 93,17 % de sensibilité.

Pour la détection de la fibrillation ventriculaire (VF) en la séparant de la tachycardie ventriculaire (TV), la décomposition modale empirique EMD (Empirical Mode Decomposition) et l'approximation de l'entropie sont prises en considération [20]. Les premières fonctions du mode intrinsèques FGP (Intrinsic mode functions) de chaque signal ECG de la base de données MIT / BIH est utilisé pour distinguer entre eux par le calcul de leur entropie approximative. Le résultat montre que cette méthode donne une précision de 91 %. Dans le document [21], la comparaison entre la présence du composant de la fibrillation dans les signaux ECG avant et après la détection des complexes QRS a été effectuée en utilisant des techniques de traitement de signal numérique. Le filtrage passe-bande de ces deux signaux, suivi de leur analyse fréquentielle montrent que les pics importants dans la bande passante de 3-7 Hz, détecte la fibrillation.

Pour XS. Zhang et al. [22], une méthode de calcul est présentée pour détecter VT et VF, qui utilise une mesure de complexité. Pour une longueur de fenêtre spécifique (c'est à dire, la longueur du segment de données à analyser), le procédé génère d'abord une chaîne de 0-1 en comparant les données brutes des signaux ECG adapté à un seuil choisi. La mesure de complexité peut être obtenue à partir de la chaîne 0-1 en utilisant seulement deux opérations simples de comparaison, et d'accumulation. Lorsque la longueur de la fenêtre est 7 s, la précision de détection pour chacune des SR, VT et VF est de 100 % pour un ensemble de 204 enregistrements de la surface du corps. Cet algorithme peut être adapté pour la mise en œuvre en temps réel dans des défibrillateurs externes automatiques AED (automatic external defibrillators).

Dans un autre article [23], une évaluation de la mesure de complexité ou de la régularité appelée entropie approximative pour sa capacité à faire la distinction entre la régularité morphologique dans VT et VF est proposée. Les valeurs élevées de l'entropie approximative indiquent la présence des irrégularités, tandis que le contraire indique la régularité.

L'utilisation de la mesure des troubles du spectre de puissance est considérée dans [24] pour distinguer entre le rythme sinusal normal et deux formes d'arythmie cardiaque : la fibrillation

auriculaire (FA) et du flutter auriculaire (FLA). Cette mesure de l'entropie spectrale est justifiée par les différentes caractéristiques dans les spectres de puissance du chronométrage des battements au cours des trois rythmes. Le tracé des données des patients provenant de fenêtres de dix battements sert à identifier les plages du rythme défini dans le niveau et la variance des valeurs d'entropie spectrales. En utilisant l'entropie spectrale dans un algorithme automatique de détection d'arythmie, elle permet la classification des périodes de fibrillation auriculaire à partir des séries temporelles des battements du patient. Lorsque l'algorithme est réglé pour identifier les rythmes anormaux les précisions sont de 85,7% ; 89,5% ; 90,3%, pour respectivement des durées de 6 secondes, 30 secondes, et de 60 secondes.

Dans l'article [25], les techniques comme les coefficients de prédiction linéaire LPC (Linear Predictive coefficients), des coefficients cepstraux de prédiction linéaires LPCC (Linear predictive cepstral coefficients) et les coefficients cepstraux de fréquences mel MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficients) sont extraits pour illustrer le signal ECG. Le modèle SVM (Support Vector Machine) est engagé pour capturer la distribution des vecteurs de caractéristiques pour la classification et la performance, le taux de classification est estimé à 94%.

III.2.3. Tableau récapitulatif des algorithmes

N°	AUTEURS	ANNÉE	MÉTHODES	SENSIBILITE	SPÉCIFICITÉ	TAUX DE CLASSIFICATION	PATHOLOGIES
1	D. Ghosh et al.	2013	Hurst's Rescaled Range	-	-		FA
2	Chia-Hung Lin et Guo-Wei Lin	2012	FPGA	-	-	-	N, CAP, CVP, BBD, BBG, bE, FVN
3	R. Marie et al.	2014	DF, PSM, PSDF	-	-	-	
4	N. Islam et al.	2010	DF				CAP, CVP, BBG
5	D. Zhang et al.	2008	RD, MS, PE	-	-	VFL 93,33 % FV, TV 91,47%	RS, FLV, FV, TV
6	S. Raghav et A. Mishra	2008	LFD	-	-	99,49 %	
7	A. Esgiar et P. Chakravorty	2004	FD, TBC				
8	A. Mishra et S. Raghav	2010	LFD, K-NN, DSP, PS			K-NN 99 % GMM 98,24 %	
9	S. Don et al.	2013	K-NN, GMM, HFD				
10	K.T. Lai et K.L. Chan	1998	L'analyse fractale et de corrélation	-	-	N et CVP 100%	N, CVP, FVN
11	R. Benali et al.	2010	WNN	-	-	98,8%	N, CAP, CVP, BBD, BBG
12	M. A. Chikh et al.	2010	Neuro-floue, ANFIS	97,92%	94,52%	-	N, CVP
13	T. M. Nazmy et al.	2009	Neuro-floue			97%	N, CAP, CVP, TV,
14	A. Zaresani et al.	2014	Réseaux de neurones				
15	M. Sarkaleh et A. Shahbahrami	2012	TOD, réseaux de neurones, MLP	-	-	96,5 %	N, CAP, bE
16	Y. Kutlu et D.	2011	TF, PO, K-NN	85,6	99,6	-	

	Kuntalp						
17	M. Tavassoli et al	2012	Programmation génétique	-	-	N, 98.75%, BBG, 98.93% BBD, 99.10% CVP, 99.46% FVN, 99.82% CAP 99.46% Pb 99.82%	N, A, V, L, R, bE, FVN
18	M. Vijayavanan et al.	2014	PNN	-	-	96,5%	
19	S. Khoshnoud et H. Ebrahimnezhad	2013	PNN, SVM	93,17 %	92,9 %	-	CAP, BBD, BBG
20	L. Kaur et V. Singh	2013	EMD, Entropie approximative			91 %	VF, VT
21	S. Das et M. Chakraborty	2011	Filtrage passe-bande, analyse fréquentielle				Fibrillation
22	XS. Zhang et al.	1999	mesure de complexité				SR, TV, FV
23	S. Schuckers et P. Raphisak	1999	Entropie approximative	-	-	-	TV, FV
24	P. Staniczenko et al.	2009	Entropie spectrale				FA, FLA
25	V. Rathikarani et al.	2013	LPC, MFCC, SVM	-	-	94 %	

Tableau III.1 Tableau de quelques algorithmes de classification

III.3. La base de données des signaux MIT-BIH

Réalisée en 1975 dans les laboratoires de l'hôpital de Beth Israël à Boston et MIT et distribuée en 1980, cette base de données contient 48 enregistrements chacun d'une demi-heure de durée, obtenus de 47 sujets traités par le laboratoire d'arythmie de BIH. Ces enregistrements sont étiquetés sous formes de deux séries. Des séries de "100" comportent 23 enregistrements choisis au hasard parmi un ensemble de 4000 enregistrements ambulatoires de 24 heures réunis d'une population de patients hospitalisés (60%) et non hospitalisés (40%) et des séries de "200" représentent les 25 enregistrements qui restent en prenant en considération des arythmies rarement observées.

Ces enregistrements sont échantillonnés à une fréquence $f_e = 360 \text{ Hz}$, avec une résolution de 11 bits sur une gamme de 10mV. Chaque enregistrement est annoté indépendamment par deux cardiologues ou plus, environ 110.000 annotations sont incluses dans la base de données [26]. Un avantage de cette base de données est qu'elle couvre un grand nombre de pathologies. La base que nous avons utilisé comporte deux types de fichiers : les fichiers (*.mat) et (*.atr)

III.3.1. Les fichiers des données sur matlab

Ces fichiers reconnus par l'extension (*.mat) comprennent les signaux correspondant aux deux enregistrements de chaque cardiologue notés par exemple pour le signal 100.mat : 100.sf1 et 100.sf2

III.3.2. Les fichiers des annotations

Ils indiquent l'emplacement des pics R du signal ainsi que la classe correspondante (normale et différentes pathologies : CAP, CVP, BBD, BBG, FVN, bE).

III.4. Détection des complexes QRS et des segments ST

La détection robuste des complexes QRS constitue le préalable de toute analyse du signal ECG multipiste. Cette partie présente les méthodes développées et utilisées dans le cadre de notre étude.

III.4.1. Programme de détections

L'analyse du signal ECG est réalisée à travers la comparaison de chaque complexe ou intervalle, toutefois ces derniers doivent être d'abord détectés. Il existe plusieurs méthodes de détection, nous avons choisi et mis en œuvre les algorithmes décrits en [27, 29, 30] développés au sein de notre laboratoire de recherche par [26, 28].

III.4.1.1. Algorithme de J. Pan and W. J. Tompkins

La détection du complexe QRS est d'une importance capitale dans les systèmes de traitement automatique de l'ECG. En effet, une fois les pics R identifiés, la fréquence cardiaque peut être calculée, différents temps et amplitudes du cycle cardiaque peuvent être mesurés et repérés, et exploités pour la détection des anomalies cardiaques.

Comme nous le verrons ultérieurement, la largeur et le rythme des complexes QRS sont des paramètres importants pour la détection de pathologies. Dans cette partie, nous étudierons un algorithme de détection des complexes inspiré de l'article de J. Pan and W. J. Tompkins et implémenté par [26] :

Il regroupe les étapes suivantes :

- ❖ Un filtre passe bande
- ❖ Des dérivations première et seconde
- ❖ La mise au carré
- ❖ Intégration à fenêtre glissante

L'article de Pan et Tompkins propose de construire un filtre passe-bande à partir d'un filtrage passe-bas et d'un filtrage passe-haut. Ensuite on applique au signal la série d'opérations suivante : filtre dérivateur, filtre quadrateur et filtre à moyenne glissante. Nous considérons une opération de fenêtre glissante de largeur $L = 30$ points (largeur supérieure à la largeur du complexe QRS).

Le signal en sortie du filtre à moyenne glissante est introduit dans le sous-programme « peak-features » qui permet d'extraire la largeur des complexes QRS et la position des pics R (rythme du signal ECG) (voir figure III.1 ci-dessous).

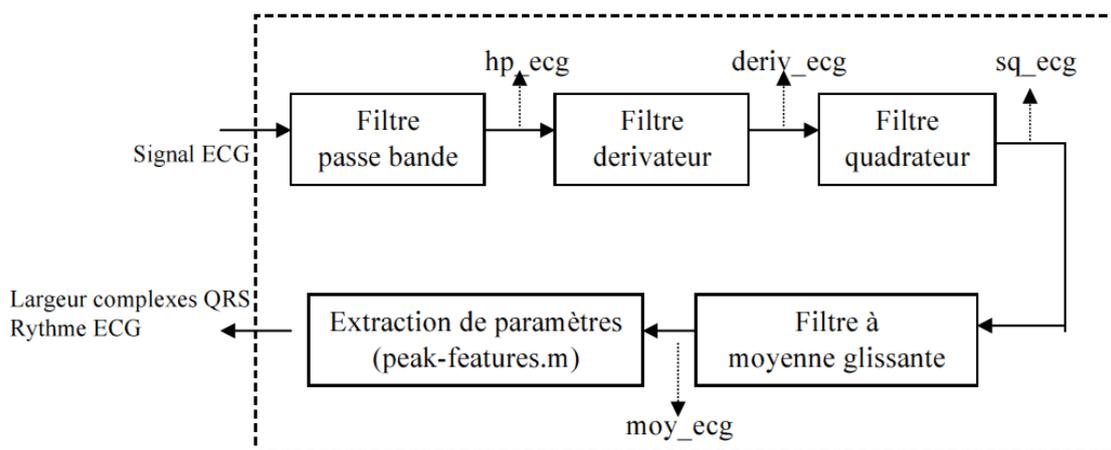


Figure III.1 Représentation graphique des opérations de la détection des complexes QRS.

Cet algorithme a été utilisé pour la détection des complexes QRS, il est rapide mais moins précis que l'algorithme proposé dans ce qui suit.

III.4.1.2. Autre algorithme

Cet algorithme est basé sur différentes méthodes et approches pour la dérivation, le seuillage et l'indicateur de surface pour la détection des ondes P, T et du complexe QRS c'est à dire leurs débuts, pics et fins. Du moment que notre intérêt se porte sur le l'intervalle ST, nous devrions nous concentrer sur la fin du complexe QRS et la fin de l'onde T. Toutefois, avant chaque détection, le signal ECG devrait être filtré.

III.4.1.2.1. Détection des complexes QRS

L'algorithme de détection du complexe QRS est basé sur l'algorithme de Chan and So [29] "Modified Chan and So algorithm". Cette méthode est basée sur une méthode dérivative qui utilise un différenciateur comme filtre passe-haut. En fait, le complexe QRS (particulièrement le pic R) est caractérisé par le temps de montée et de descente. Le temps de montée peut être lui-même représenté par une pente raide du complexe QRS. Une telle pente est utilisée dans les procédés de dérivation pour la détection des complexes QRS. L'identification de ce dernier se fait en comparant la valeur du différenciateur avec un seuil déterminé de manière adaptative. En effet, la valeur du seuil du complexe QRS actuel est en fonction des valeurs du seuil des battements précédents.

III.4.1.2.2. Détection de la fin de l'onde T

La détection de la fin de l'onde T est basée sur le même principe décrit par Zhang et al. [30] Il inclut principalement le calcul d'un indicateur A lié à la surface couverte par l'onde T délimitée d'une manière particulière (figure III.2). Sous des hypothèses simples, principalement sur la concavité de l'onde T, il est démontré que le maximum de l'indicateur calculé dans chaque cycle cardiaque coïncide avec la fin de l'onde T. En fait, deux points (fin_T , fin_T-F) sont utilisés pour délimiter la fin de l'onde T, le principe suppose que l'intervalle entre ces deux points doit être suffisamment grand pour contenir la fin de cette onde.

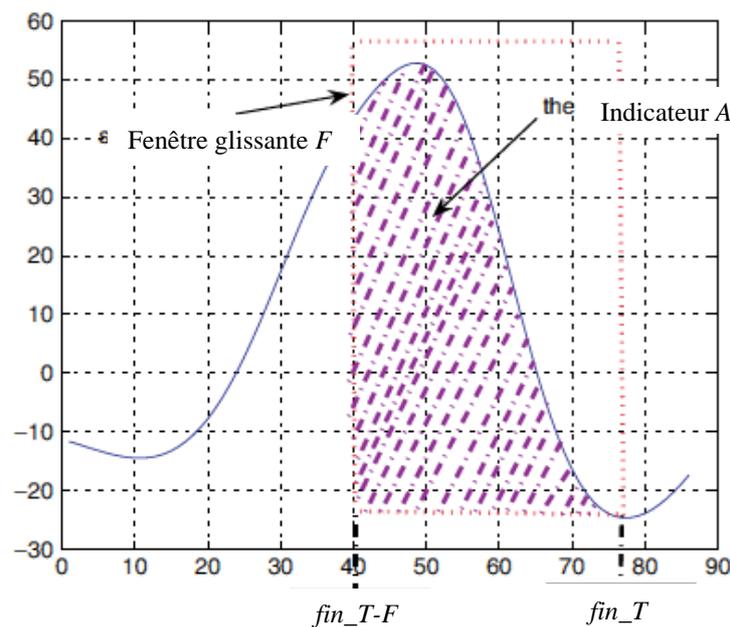


Figure III.2 Détection de la fin de l'onde T

Cet algorithme est précis mais moins rapide que le premier ; nous l'avons adapté pour la détection des intervalles ST.

III.4.2. Erreurs de détections

Le but est de mesurer le degré de la précision lié aux algorithmes de détection étudié à partir de quelques signaux ECG présentant des pathologies telles que l'extrasystole auriculaires (ESA), l'extrasystoles ventriculaires (ESV), le Bloc de Branche Droit (BBD) et Bloc de Branche gauche (BBG).

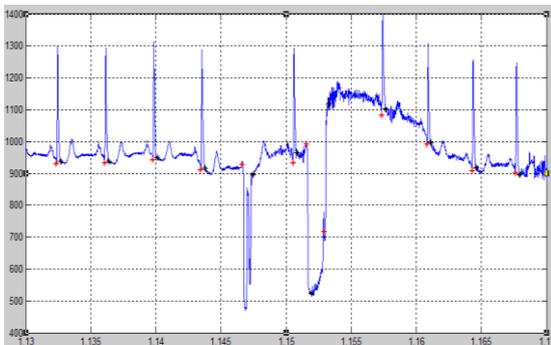
Les deux variantes des algorithmes de détection cités ci-dessus sont évalués en calculant la dimension fractale de chaque complexe ou segment pour vérifier la sensibilité de cette dernière aux irrégularités du rythme cardiaques.

La dimension fractale est très sensible aux variations : plus le nombre d'irrégularités est important plus la dimension augmente. Souvent, et dans différents cas de pathologies cardiaques, les arythmies se traduisent par la diminution des irrégularités sur le signal ECG et par conséquent elle entraine une diminution de la dimension fractale. Cependant toute diminution d'irrégularités n'est pas forcément pathologique : une mauvaise détection peut l'entraîner aussi. Pour cela et afin d'obtenir de bons résultats à partir de notre algorithme, il faut assurer une détection précise, car l'ignorance de l'emplacement exacte du début et fin des complexes QRS ou la fin de l'onde T entraine une nouvelle variation dans la dimension fractale ce qui peut fausser le résultat.

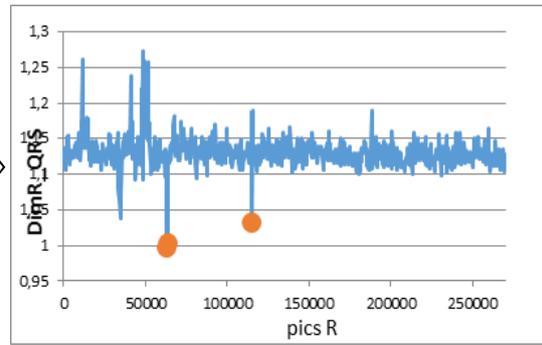
Une mauvaise détection peut être causée par les artéfacts sur le signal ou le changement des morphologies des ondes causé par des pathologies.

III.4.2.1. Complexes QRS

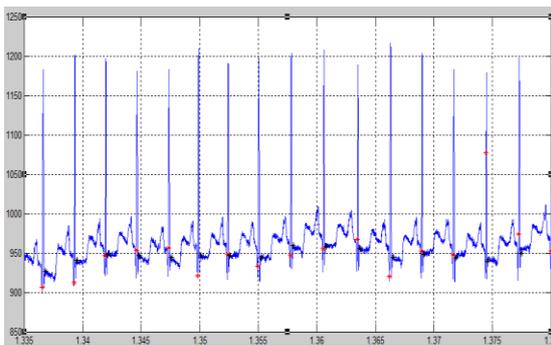
Nous avons choisi quelques cas de mauvaises détections rencontrés et aperçus par le calcul de dimensions fractales sur des signaux ECG de la base de données MIT-BIH.



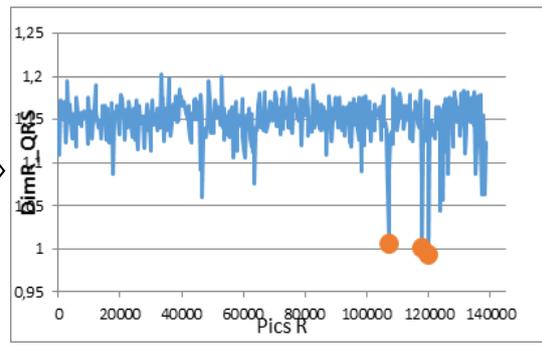
(a1) détection pour le signal "101 : N"



(a2) DR du signal " 101: N "



(b1) détection pour le signal "100 : N et A"



(b2) DR du signal "100: N et A".

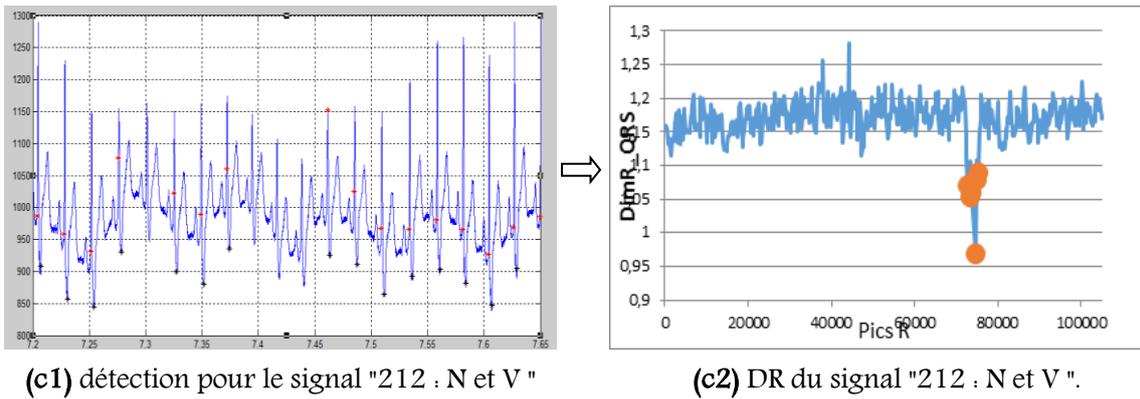
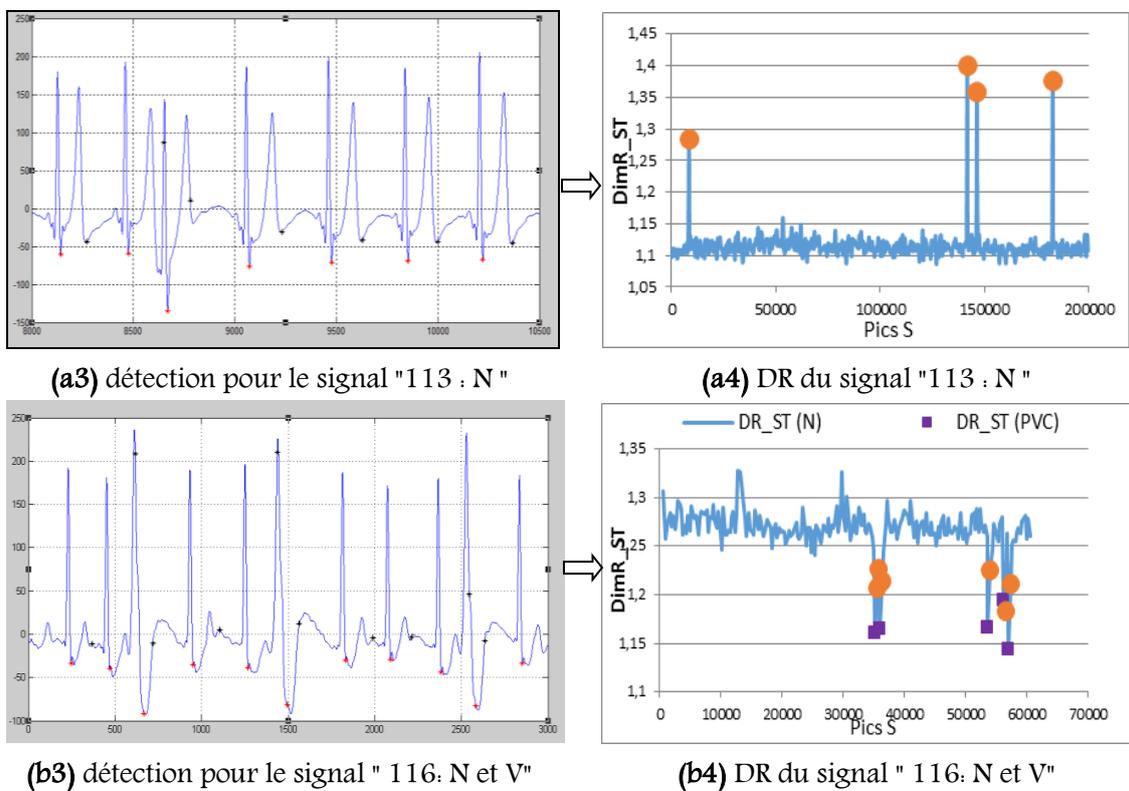


Figure III.3 Detections de quelques complexes QRS (a1, b1, c1) et leurs Dimensions fractales (a2, b2, c2) pour certains signaux.

Les formes de couleur orange représentent les complexes QRS mal détectés par le programme. Vu cette variation dans la dimension, la conclusion la plus spontanée serait que ces complexes témoignent sur une pathologie, seulement ce n'est pas le cas. Pour éviter de tomber dans ce genre erreur, nous avons vérifié la majorité de ces cas.

III.4.2.2. Intervalles ST



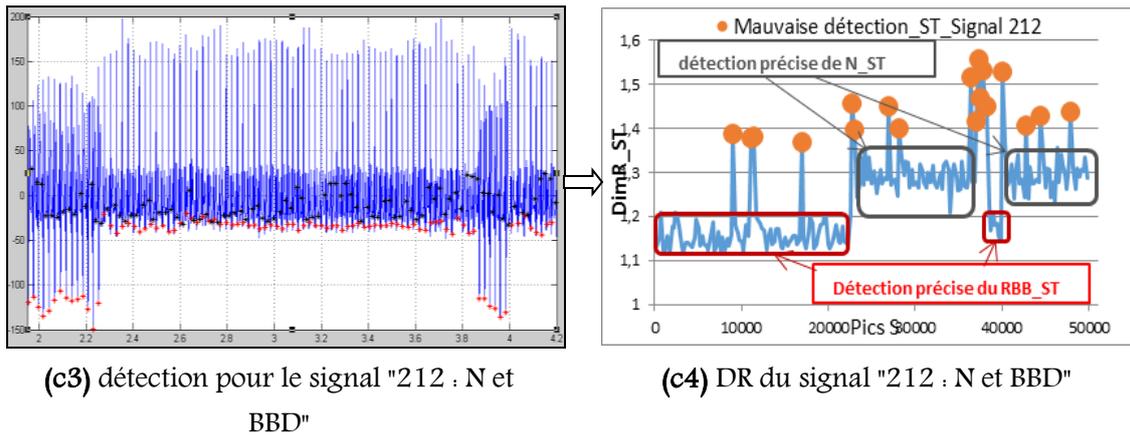


Figure III.4 Détection de quelques intervalles ST (a3, b3, c3) et leurs Dimensions fractales (a4, b4, c4) pour certains signaux.

Dans ces figures, les points orange déterminent les intervalles ST mal discernés. Pour le cas normal, la distinction est très claire entre une détection précise et son contraire car la diminution dans la dimension montre la différence entre l'intervalle examiné et celui qui devrait être considéré. Le second cas, la présence d'une pathologie définie par les plus petites valeurs de dimensions rend la distinction plus difficile et des détections moins précises, seulement avant chaque pathologie, l'intervalle en amont considéré comme celui d'un battement normal diminue sa valeur de dimension presque jusqu'à arriver à la valeur de la dimension de l'intervalle pathologique. Au troisième cas de détection, nous pouvons clairement repérer les battements normaux, pathologiques et quelques mauvaises détections.

III.5. Algorithme adopté

III.5.1. Les signaux MIT-BIH choisis

Nous avons utilisé tous les signaux appartenant à la base de données MIT-BIH, étant donné que les étapes de détection des intervalles et complexes sont obligatoires, nous nous sommes restreints aux signaux obtenus avec une bonne précision dans la détection de ces caractéristiques, ce qui nous amènent à 40 signaux de la base au lieu de 48.

III.5.2. Extraction des caractéristiques du signal ECG

C'est la collecte d'informations sur le signal ECG nécessaires pour le déroulement de l'algorithme. Nous commençons par réunir les pics R et les déflexions S et Q. Cette étape est primordiale car une défaillance dans la détection peut fausser les résultats de plus nous devons considérer la majorité des battements du signal, donc la détection doit être précise et complète. Pour alléger notre algorithme, nous avons choisi qu'un seul type de programme de détection c'est-à-dire le plus rapide.

III.5.3. Classification par dimensions

L'approche proposée est basée sur les plusieurs étapes qui sont décrites dans ce qui suit :

III.5.3.1. Calcul des vecteurs à partir des dimensions fractales

Cette étape est schématisée sous forme d'organigramme sur les figures III.5-III.6 ci-dessous.

1- Calculer les dimensions de régularisation des différents complexes QRS [$DR(Q1_S2)$, $DR(Q2_S3)$, ..., $DR(Qn_Sn+1)$] et les réunir dans DR_QRS , ainsi que les dimensions des intervalles RR [$DR(R1R2)$, $DR(R2R3)$, ..., $DR(RN-1RN)$] et les réunir dans DR_RR . Ensuite calculer les dimensions entre chaque fin du complexe QRS et le début du complexe QRS suivant [$DR(S2_Q3)$, $DR(S3_Q4)$, ..., $DR(Sn+1_Qn+2)$] et les réunir dans DR_SQ . L'idée est de comparer entre ces valeurs de dimensions pour observer leurs variations.

2- Etablir les nombres d'échantillons entre chaque complexe QRS et les rassembler dans la matrice NE_QRS , et les nombres entre chaque intervalle RR dans NE_RR .

3- Calculer mDR_QRS , mDR_RR , mDR_SQ , mNE_QRS et mNE_RR qui représentent les moyennes de toutes les valeurs de DR_QRS , de DR_RR , de DR_SQ , de NE_QRS et de NE_RR respectivement.

4- Soustraire chaque valeur des matrices DR_QRS , DR_RR , DR_SQ , NE_QRS et NE_RR des moyennes mDR_QRS , mDR_RR , mDR_SQ , mNE_QRS et mNE_RR respectivement et les regroupés dans NDR_QRS , NDR_RR , NDR_SQ , NNE_QRS et NNE_RR tel que :

$$NDR_QRS(i) = DR_QRS(i) - mDR_QRS$$

$$NDR_RR(i) = DR_RR(i) - mDR_RR$$

$$NDR_SQ(i) = DR_SQ(i) - mDR_SQ$$

$$NNE_QRS(i) = NE_QRS(i) - mNE_QRS$$

$$NNE_RR(i) = NE_RR(i) - mNE_RR$$

Si la soustraction est négative cela signifie que la dimension a augmenté, mais si la soustraction est de valeur positive cela veut dire que la dimension a diminué, sachant que la pathologie diminue la valeur de la dimension, nous prenons ce cas en considération. La valeur négative est mise à zéro, les autres valeurs positives sont classées selon leurs variations.

Nous pouvons reconnaître les valeurs de faibles variations en comparant celles-ci avec les variations de cas normaux, en général elles correspondent.

Le nombre d'échantillons correspondant entre deux intervalles RR (NE_RR) et dans un complexe QRS (période NE_QRS) sont réunis, calculés leurs moyennes et les soustraient de toutes les valeurs. Les valeurs de faibles variations sont mises à zéro.

III.5.3.2. Classement des vecteurs résultants

Réunir toutes les valeurs résultantes comme suit :

Nom	Contenu du vecteur
<i>NDR_QRS</i>	Valeurs requises des dimensions DR_QRS de variations de l'ordre de 10^{-1}
<i>NDR86_RR</i>	valeurs requises de <i>NDR_RR</i> et de variations de l'ordre de 10^{-2}
<i>NDR65_RR</i>	valeurs requises de <i>NDR_RR</i> et de variations moins importantes de l'ordre de 10^{-}
<i>NNE_QRS</i>	Valeurs requises des nombres d'échantillons NE_QRS de variations très importantes
<i>NNE_RRsur</i>	Valeurs requises des nombres d'échantillons NE_RR de variations de l'ordre de 10^2
<i>NNE_RR</i>	Garder les valeurs moins importantes que celles de <i>NNE_RRsur</i>
<i>NAmpR-S</i>	Amplitude entre les pics R et S
<i>DDR_QRS</i>	Différences entre les valeurs de <i>RD_QRS</i> [<i>RD_QRS</i> (1) - <i>RD_QRS</i> (2), <i>RD_QRS</i> (2) - <i>RD_QRS</i> (3), ..., <i>RD_QRS</i> (n) - <i>RD_QRS</i> (n+1)].
<i>DNE_RR</i>	Différences entre les valeurs de <i>NE_RR</i> [<i>NE_RR</i> (1) - <i>NE_RR</i> (2), <i>NE_RR</i> (2) - <i>NE_RR</i> (3), ..., <i>NE_RR</i> (n) - <i>NE_RR</i> (n+1)].
<i>R</i>	Vecteur des annotations obtenues
<i>VER</i>	Vecteur de vérification

Tableau III.2 Contenus des vecteurs utilisés dans l'algorithme

III.5.3.3. Comparaison entre vecteurs et reconnaissance des pathologies

a) Comparaison entre les matrices de reconnaissance

Pour chaque pic R, il ya une annotation qui indique son état et qui est réuni dans une matrice correspondante (en terme de taille) en général à la matrice des annotations d'origine. Les résultats sont obtenus à partir des matrices construites de reconnaissance, pour un pic R donné, les valeurs correspondantes de chaque matrice sont comparées pour une évaluation de la classe du pic.

b) Reconnaissance d'un battement normal .

Si toutes les valeurs des matrices considérées sont nulles, c'est-à-dire aucune variation à aucun moment, alors nous pouvons dire qu'il n'existe aucune pathologie et que ce battement est normal.

c) Reconnaissance des pathologies .

CAP : une variation dans la *DR_RR*, pas de variation dans la *DR_QRS* et une grande variation dans le *NE*, réunir les *NDR_RR* et *NNE* non nulles

CVP : une variation dans la *DR_RR*, une grande variation dans la *DR_QRS*, et une grande variation dans le *NE*, réunir les *NDR_RR*, *NDR_QRS* et les *NNE* non nulles.

BBD : une variation dans la DR_{RR} , une grande variation dans la DR_{SQ} , réunir les différences NDR_{RR} , NDR_{SQ} non nulles.

BBG : la moyenne entre mDR_{QRS} et mDR_{RR} est beaucoup plus petite comparée avec les autres cas. Si $mDR_{QRS} < 1.1$, le signal a une succession de battements CVP ou BBG, alors il faut voir la valeur de mDR_{RR} .

bE : la valeur de $mDDR_{RRSQ}$ nous renseignent sur les battements ectopiques, seulement nous avons qu'un seul exemple et par conséquent nous ne pouvons en tirer aucune conclusion.

III.5.4. Organigramme

n : est le nombre de complexes QRS détectés.

$annot_R(n)$: vecteur des pics R avec leurs annotations correspondantes

III.5.4.1. Calcul des matrices de reconnaissances (NDR)

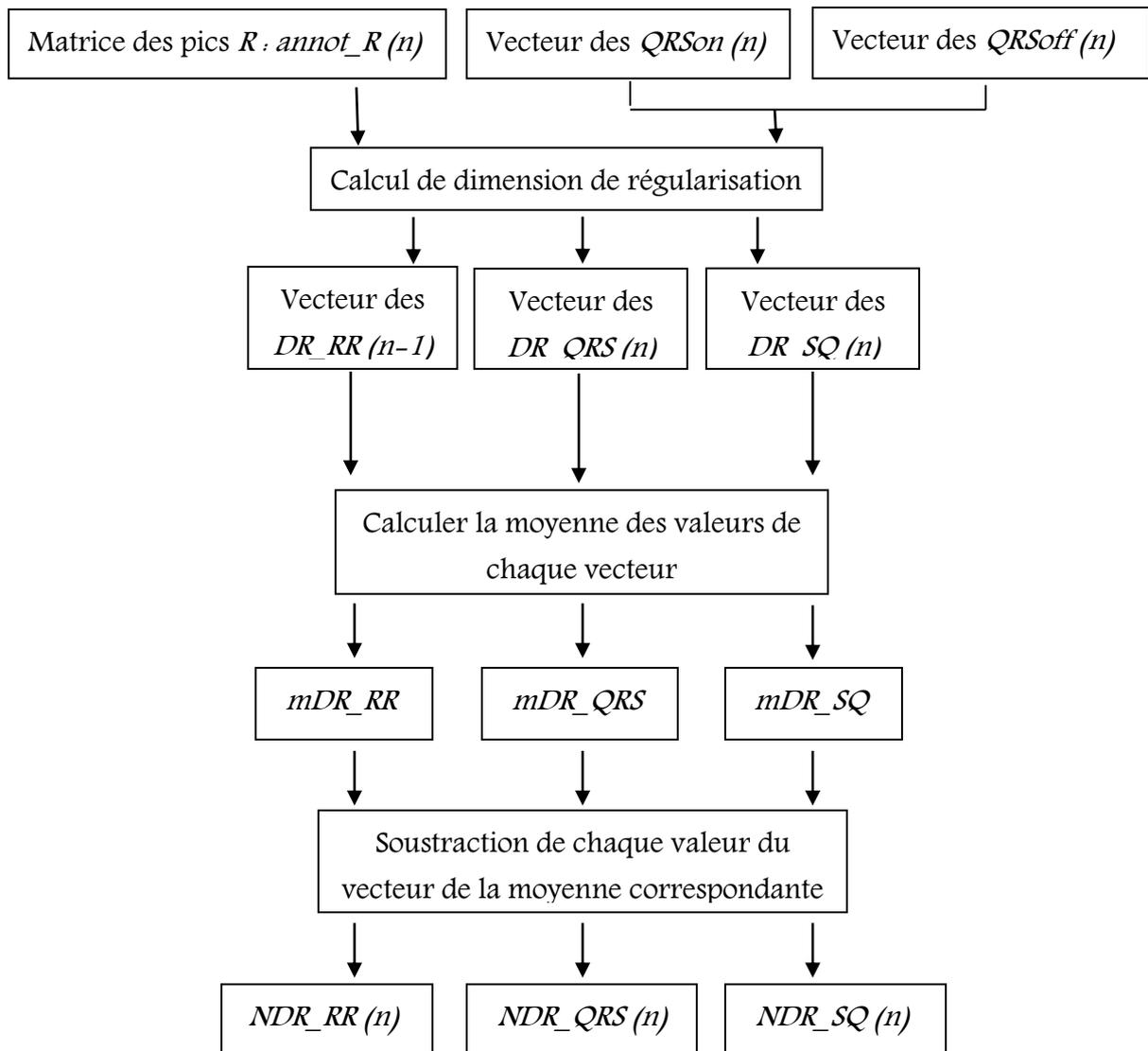


Figure III.5 Schéma bloc du calcul des NDR

III.5.4.2. Calcul des *NNE*

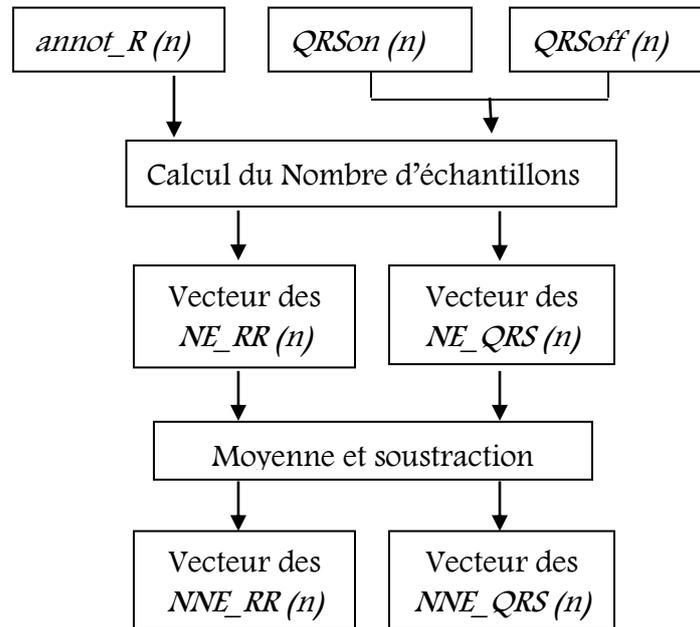


Figure III.6 Schéma bloc du calcul des *NNE*

III.5.4.3. Calcul des *DDR_QRS* et *DNE_RR*

Le calcul des différences entre les éléments de ces deux entités s'est révélé significatif car même si les *NDR_QRS* et les *NNE_RR* montrent de petites variations pour un cas donné, il se peut qu'il y est une variation importante entre ce cas et celui qui le précède.

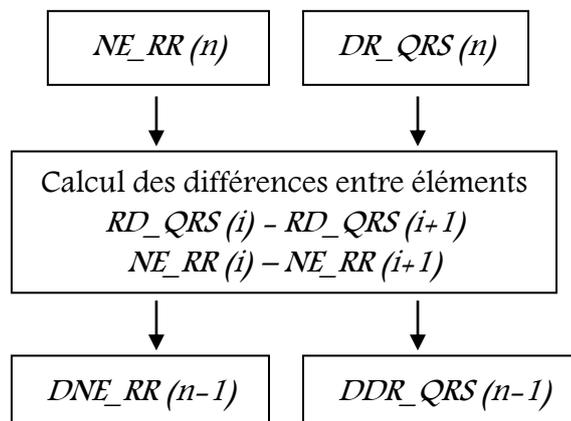


Figure III.7 Schéma bloc du calcul des *DDR_QRS* et *DNE_RR*

III.5.4.4. Organigramme

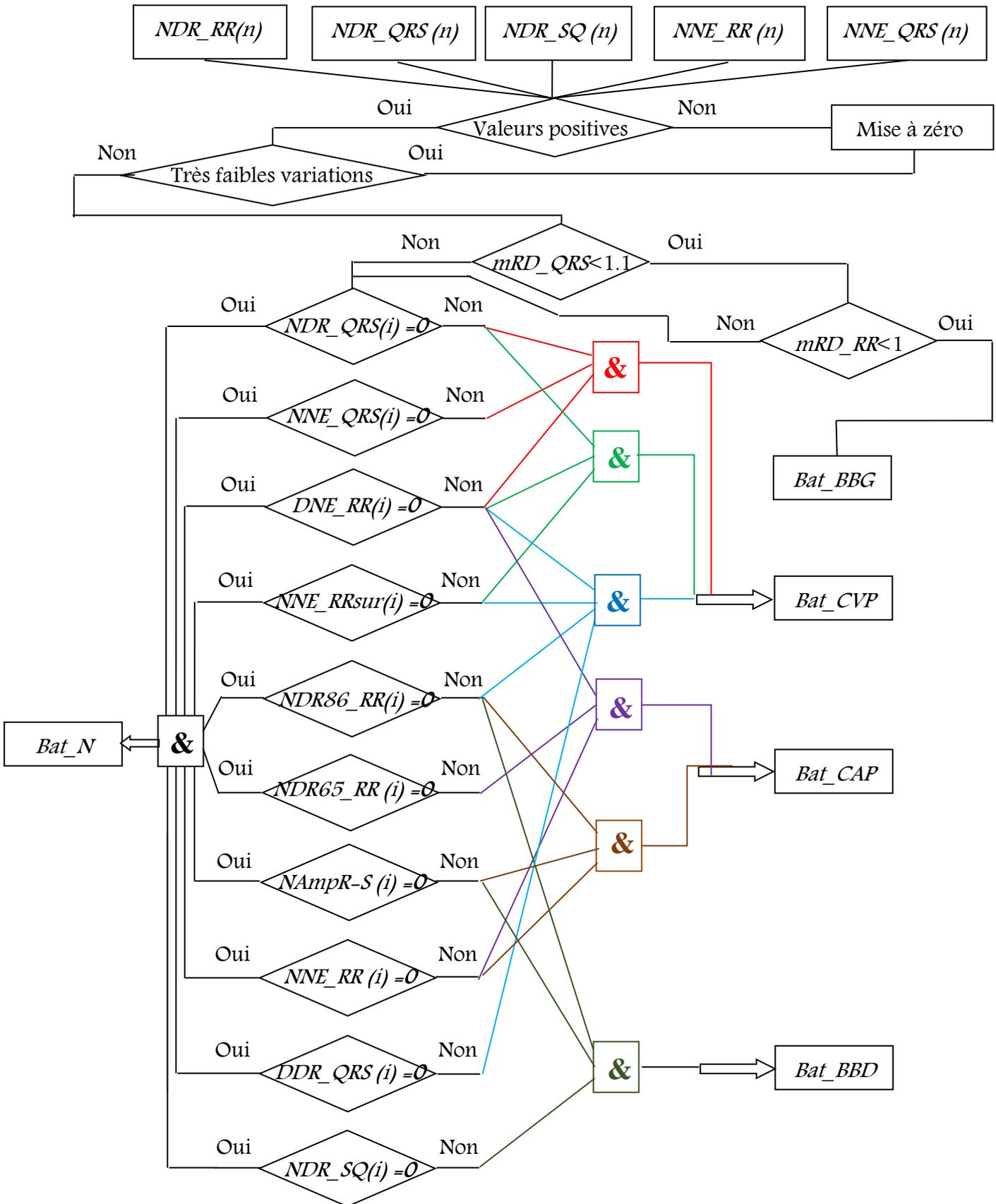


Figure III.8 Organigramme de la classification

III.6. Manipulation des données sous Matlab et discussion des résultats

Avec la diversité d'application de l'analyse fractale, il semble important pour le domaine de la recherche manœuvrant les outils fractals de disposer d'un ensemble de méthodes stables pour le calcul de la dimension fractale, les exposants de Hölder et les spectres multifractals. De telles méthodes doivent être fiables dans la mesure où elles puissent comparer les approximations et les résultats. Notre choix sur ces outils est qu'ils satisfassent un tel besoin.

III.6.1. Distinction entre battements normaux et pathologiques

L'analyse menée vise à étudier le comportement fractal de différents signaux ECG dans le cas normal et présentant des pathologies pour pouvoir les différencier.

III.6.1.1. Effet de la dimension fractale sur les complexes QRS

L'idée est de calculer, dans un premier temps, les dimensions fractales des complexes QRS seulement et faire une comparaison entre elles de manière à séparer un battement normal d'un autre pathologique.

III.6.1.1.1. Méthode de calculs

Après avoir détecté tous les complexes QRS de chaque signal, nous avons procédé aux calculs de leurs dimensions de régularisation, réunir et classer les résultats dans des tableaux, tracer leurs graphes correspondants, puis comparer [31].

III.6.1.1.2. Résultats

D'après les résultats obtenus en [31], nous ne pouvons comparer que les dimensions de régularisation des signaux ayant le même type de pathologies. La dimension dans ce cas est proportionnelle aux nombres des QRS pathologiques. La pathologie entraîne une augmentation sur la marge des battements normaux.

Nous ne pouvons définir que les battements normaux et la pathologie qui entraîne une variation dans les complexes QRS (CVP par exemple dans la figure III.9).

Vu la sensibilité de la dimension fractale aux changements brusques d'un signal, la méthode de la dimension de régularisation est utilisée sur le signal ECG pour évaluer ces variations. Configurées sous algorithmes, ces variations nous ont renseigné sur les irrégularités de ce signal qui est la signature même d'une structure fractale. Pour ce principe, nous avons calculé les dimensions fractales des complexes QRS, des intervalles RR et ST de tous les signaux ECG de la base et de les comparer.

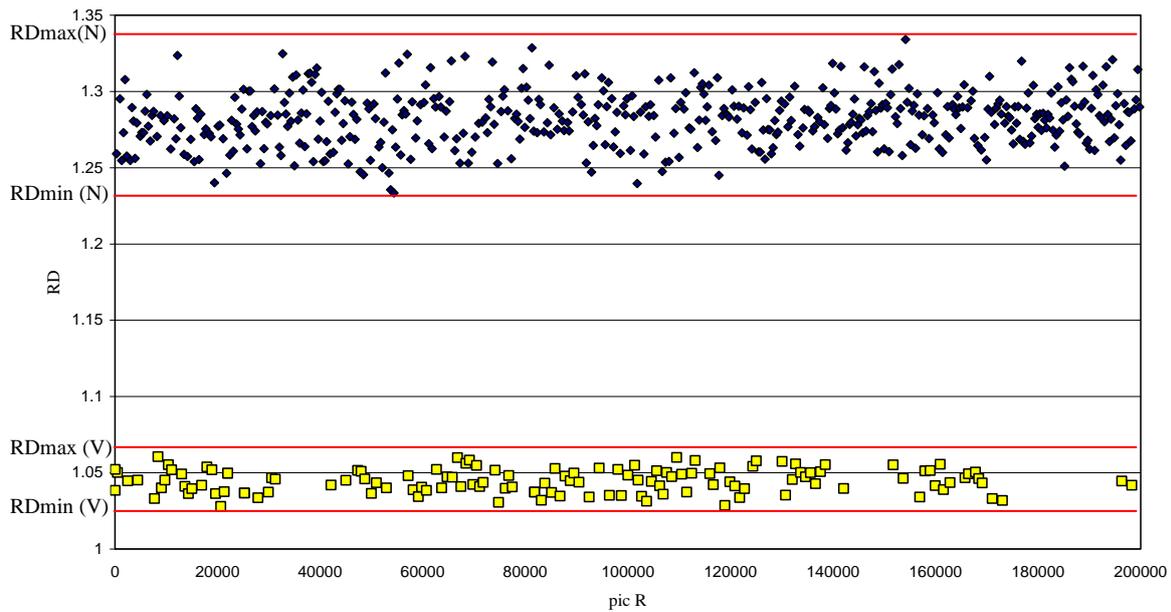


Figure III.9 Les dimensions de régularisation de quelques complexes QRS du signal “119”

Nous avons réuni tous les DR_{min} et DR_{max} de chaque signal et calculé leur moyenne (DR_{min_moy} et DR_{max_moy}) respectivement en fonction des catégories des signaux définis dans le tableau suivant :

DR_{moy} Signaux	N		ESA		ESV		BBD		BBG	
	min	max	min	max	min	max	min	max	min	max
N	1.24	1.45	☒	☒	☒	☒	☒	☒	☒	☒
N et ESA	1.18	1.33	1.23	1.25	☒	☒	☒	☒	☒	☒
N et ESV	1.21	1.37	☒	☒	1.02	1.07	☒	☒	☒	☒
N et BBD	1.22	1.42	☒	☒	☒	☒	1.07	1.2	☒	☒
V et BBG	☒	☒	☒	☒	1.06	1.2	☒	☒	1.1	1.14
N et BBD et V	1.2	1.41	☒	☒	1.05	1.08	1.13	1.18	☒	☒

Tableau III.3 Les dimensions de régularisation calculées pour quelques complexes QRS

La comparaison de chaque DR_{min_moy} et DR_{max_moy} (tableau III.3) déduite de l'utilisation de ces indices d'irrégularités nous a permis de confirmer la structure très irrégulière du signal ECG dans un organisme sain, et la perte de cette complexité peut mener vers certaines pathologies. Seulement, Nous ne pouvons pas distinguer les ESA d'après les DR calculés à partir des complexes, or notre but est de repérer les pathologies. Ceci est dû à la contraction auriculaire prématurée qui n'entraîne pas un changement dans la morphologie du QRS, mais seulement sur l'intervalle RR. Donc nous ne pouvons avoir d'informations sur ce cas si nous ne changeons pas de caractéristique. L'intervalle RR, semble être plus approprié dans ce cas.

III.6.1.2. Effet de la dimension fractale sur les intervalles RR

III.6.1.2.1 Méthode de calculs

Nous avons analysé cette fois ci les intervalles RR en calculant leurs dimensions de régularisation. Pour chaque signal, nous avons des valeurs minimales (min) et maximales (max) des dimensions attribuées à chaque cas (normal ou pathologique). Pour ne pas reproduire chaque signal séparément, nous avons calculé des valeurs moyennes des min et max (tableau III.4) pour des signaux ne comportant que des battements normaux et d'autres ayant des battements normaux et au moins une pathologie. Ensuite nous allons vérifier la diminution dans les valeurs des dimensions pour des intervalles RR pathologiques et les comparées avec le cas normal ou le cas d'une autre pathologie.

Signaux \ DR_moy	N		ESA		ESV		BBD		BBG	
	min	max	min	max	min	max	min	max	min	max
N	1.32	1.49	☒	☒	☒	☒	☒	☒	☒	☒
N et ESA	1.3	1.43	1.28	1.33	☒	☒	☒	☒	☒	☒
N et ESV	1.29	1.38	☒	☒	1.06	1.12	☒	☒	☒	☒
N et BBD	1.35	1.42	☒	☒	☒	☒	1.1	1.2	☒	☒
V et BBG	☒	☒	☒	☒	1.03	1.08	☒	☒	1.09	1.2
N et BBD et V	1.18	1.31	☒	☒	1.08	1.1	1.14	1.2	☒	☒

Tableau III.4 Moyennes des valeurs minimales et maximales des dimensions

III.6.1.2.2 Résultats

Les résultats obtenus montrent que chaque battement (normal ou pathologique) défini par une couleur et une forme géométrique différente (figures III.10, III.11, III.12, III.13) est bien visible. Le cas normal représenté par les dimensions plus élevées peut être facilement différencié du cas pathologique qui entraîne une diminution dans les dimensions. Seulement à ce stade, il est impossible de dire de quelle pathologie s'agit-il, puisque nous n'avons aucune information sur la pathologie.

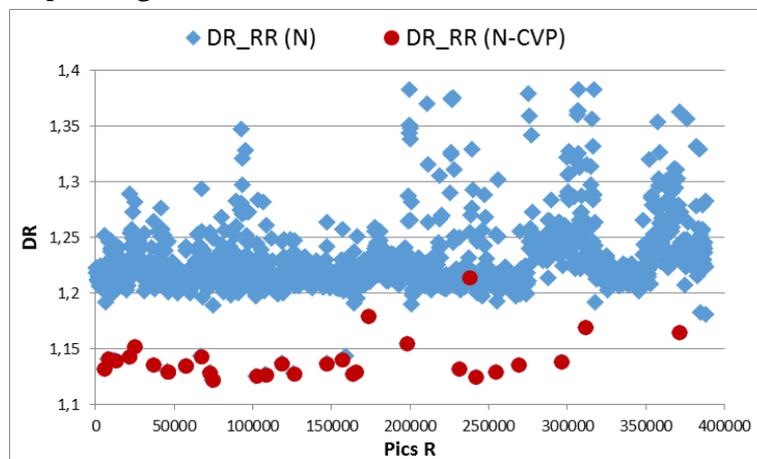


Figure III.10 Représentation des dimensions de régularisation pour le signal "105"

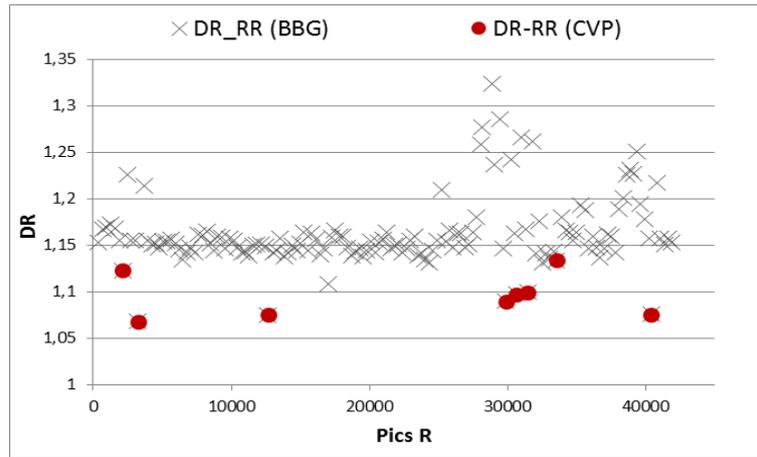


Figure III.11 Représentation des dimensions de régularisation pour le signal "214"

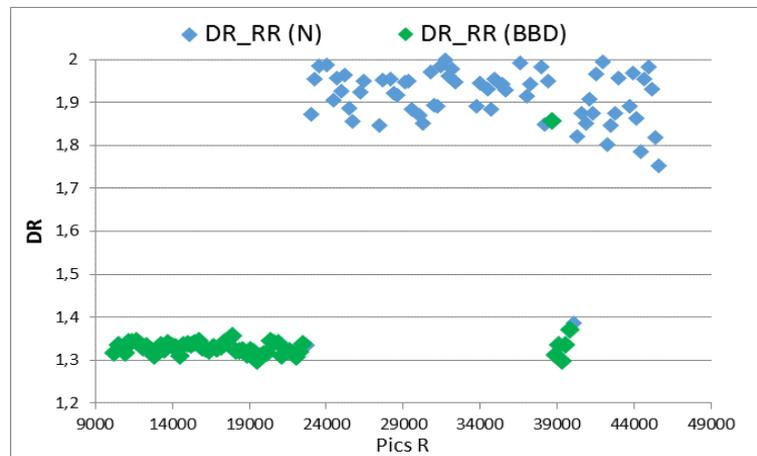


Figure III.12 Représentation des dimensions de régularisation pour le signal "212"

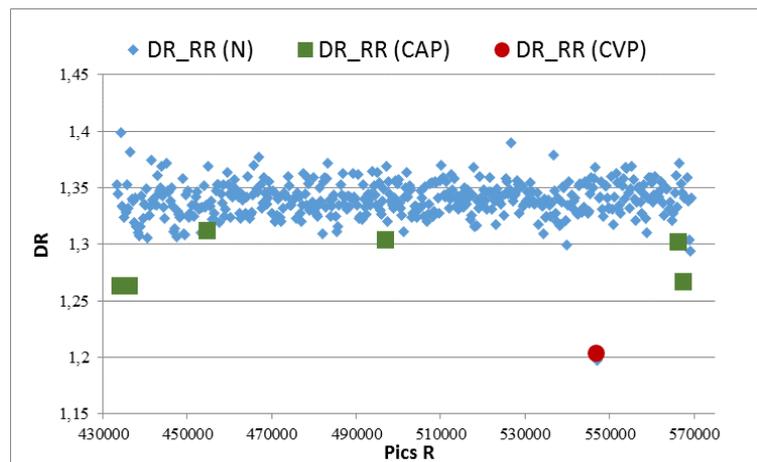


Figure III.13 Représentation des dimensions de régularisation pour le signal "100"

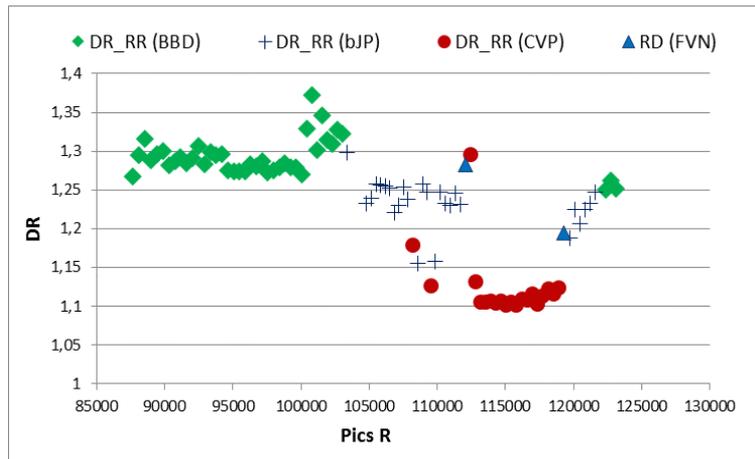


Figure III.14 Représentation des dimensions de régularisation pour le signal "124"

III.6.1.3. Effet de la dimension fractale sur les intervalles ST

III.6.1.3.1 Méthodes de calculs

Nous suivons le même type de calcul pour les intervalles ST, et les résultats sont réunis dans le tableau III.5 ci-dessous :

RD_moy \ Signaux	N		ESA		ESV		BBD		BBG	
	min	max								
N	1.24	1.45								
N et ESA	1.18	1.33	1.23	1.25						
N et ESV	1.21	1.37			1.02	1.07				
N et BBD	1.22	1.42					1.07	1.2		
V et BBG					1.14	1.2			1.06	1.14
N et BBD et V	1.2	1.41			1.05	1.08	1.13	1.18		

Tableau III.5 Moyennes des valeurs minimales et maximales des dimensions

III.6.1.3.2 Résultats

Nous avons obtenu des résultats qui montrent que chaque type de battement (normal ou pathologique) défini par une couleur et une forme géométrique différente (figures III.15, III.16) peut être distingué d'un autre. Les dimensions élevées représentent toujours le cas normal et leurs diminutions le cas pathologique.

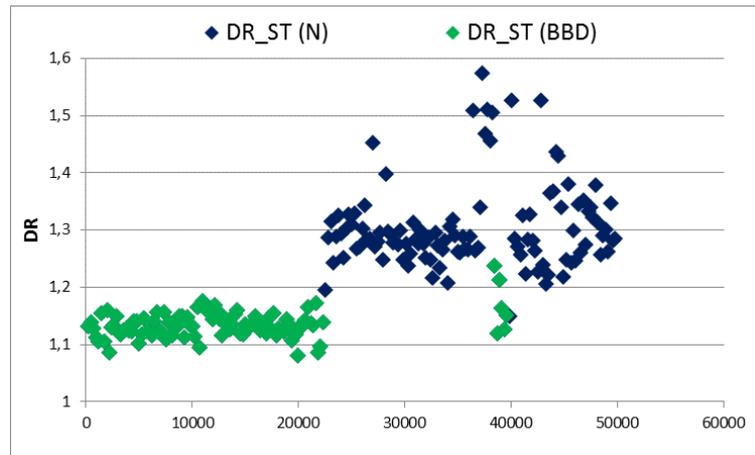


Figure III.15 Représentation des dimensions de régularisation pour le signal "212"

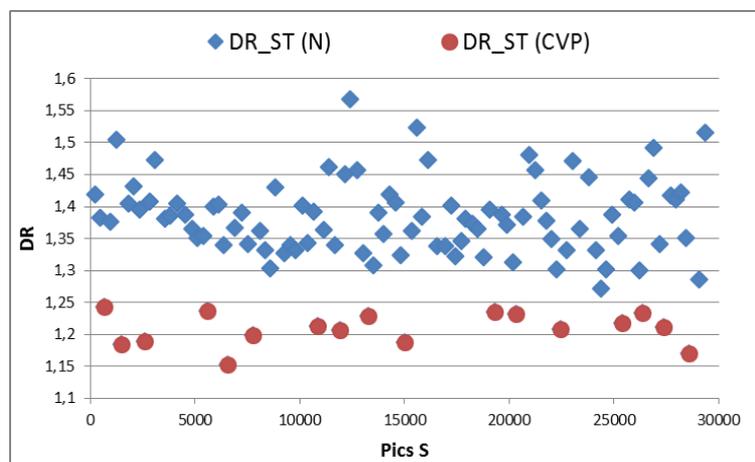


Figure III.16 Représentation des dimensions de régularisation pour le signal "221"

III.6.2. Prédiction des ESA à partir des intervalles RR et ST

Après un bref tour d'horizon sur l'étude de la dimension fractale pour la variabilité du rythme cardiaque, nous montrons comment le traitement du signal des intervalles RR et ST par la même méthode permet d'aider à prédire à court terme quelques pathologies.

III.6.2.1. Etat de l'art

Plus le cœur bat régulièrement moins il est capable de s'adapter aux stimuli extérieurs, jusqu'à subir une crise cardiaque. L'analyse non linéaire est utilisée pour une éventuelle prédiction de quelques maladies cardiaques [32]. L'analyse de la variabilité rythmique peut être un prédicteur de complications cardiaques. T. Makikallio et al. [33] ont observé Le rythme cardiaque de sujets âgés à travers ses caractéristiques fractales pour une prédiction à court terme de quelques maladies graves et éventuellement la crise cardiaque, ou encore utiliser l'analyse fractale dans l'étude de la variabilité des intervalles RR pour prédire l'arrêt cardiaque après un infarctus [34]. D'autres recherches ont tenté de prédire quelques arythmies à travers le signal ECG en quantifiant la dimension fractale (comme l'est notre cas) et la testée avec une

haute résolution pour une prédiction de la contraction ventriculaire prématurée [35], ou alors R. Peters a pris en considération la dimension fractale de la fibrillation auriculaire [36].

L'analyse de la variabilité du rythme cardiaque fera l'objet d'une étude pour une possibilité de prédire une arythmie telle que l'extrasystole ventriculaire. Toutefois, cette prédiction sera visible uniquement sur le battement qui précède celui qui est pathologique.

III.6.2.2. Prédiction de l'extrasystole ventriculaire

La prédiction de l'extrasystole ventriculaire est proposée à partir du calcul des dimensions fractales de respectivement les intervalles RR-ST.

a) A partir des intervalles RR

Après le calcul des dimensions fractales pour différents intervalles RR issus de plusieurs signaux ECG (voir figures III.17-III.18-III.19 et III.20), nous avons remarqué qu'avant chaque extrasystole ventriculaire la dimension de cet intervalle est de valeur comprise entre la dimension en amont et la dimension en aval. En d'autres termes, si R représente le pic d'un battement normal et R' l'extrasystole ventriculaire, alors : dimension de RR < dimension de RR' < dimension de R'R

Cela nous montre que la dimension de l'intervalle qui précède la pathologie nous renseigne sur elle tout juste avant.

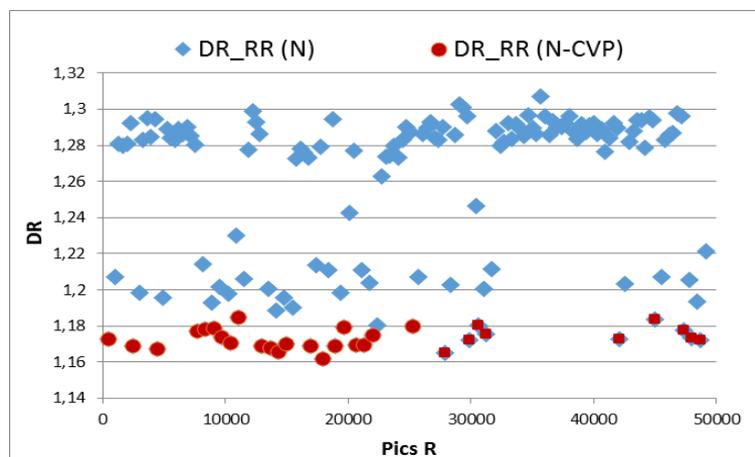


Figure III.17 Représentation des dimensions de régularisation pour le signal "119"

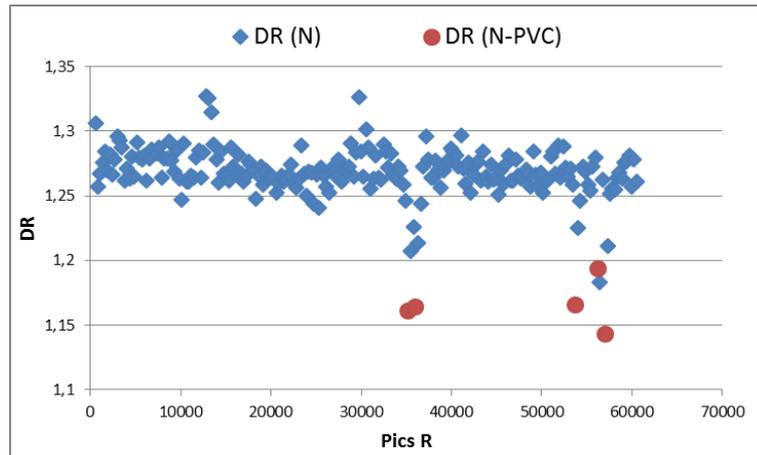


Figure III.18 Représentation des dimensions de régularisation pour le signal "116"

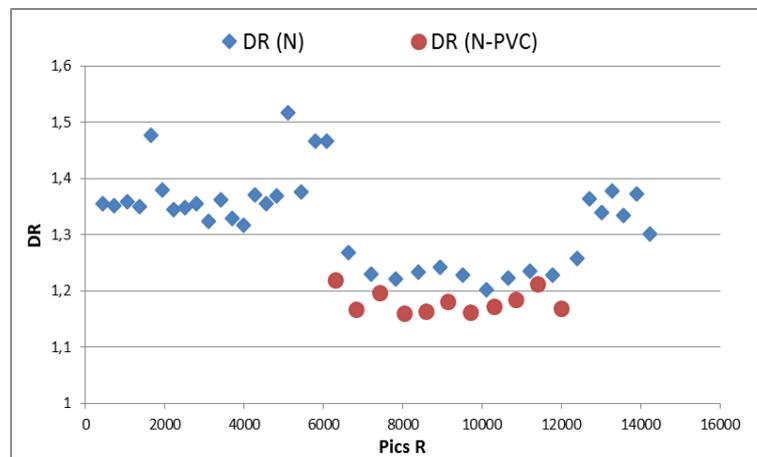


Figure III.19 Représentation des dimensions de régularisation pour le signal "228"

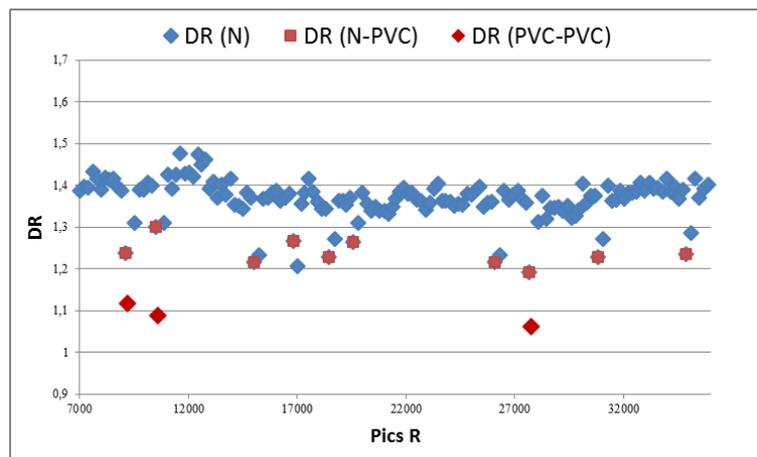


Figure III.20 Représentation des dimensions de régularisation pour le signal "215"

La dimension fractale mesure le degré de régularité du signal puisqu'elle est très sensible à ses variations (la valeur de la dimension n'est jamais exactement la même pour chaque intervalle RR) et la diminution de ces dernières causées par la maladie dans notre cas entraîne une diminution de la dimension de chaque intervalle RR en amont et en aval du pic pathologique.

Seulement cette décroissance est plus importante avant qu'après, alors il peut y avoir une prédiction de la pathologie tout juste avant.

b) A partir des intervalles ST

Suite aux calculs des dimensions fractales pour différents intervalles ST, nous avons pris un exemple (voir figures III.21), et la remarque qui en découle est que $DimR_ST_N-CVP$ c'est-à-dire la dimension de l'intervalle ST qui se situe avant la contraction ventriculaire est de valeur comprise entre la dimension en amont et la dimension en aval, car en l'absence de l'onde P dans ce cas pathologique, même la dimension d'avant est affectée.

$$DimR_ST_N > DimR_ST_N-CVP > DimR_ST_CVP$$

Par conséquent, la dimension de l'intervalle qui précède la pathologie nous renseigne sur elle tout juste avant.

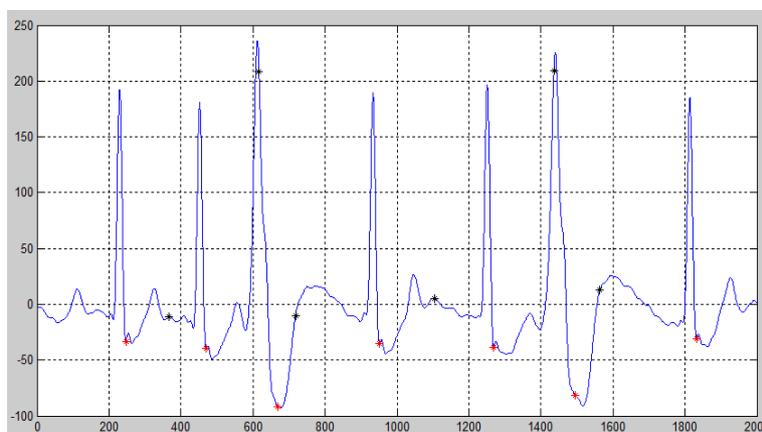


Figure III.21 Détection de quelques intervalles ST du signal "221"

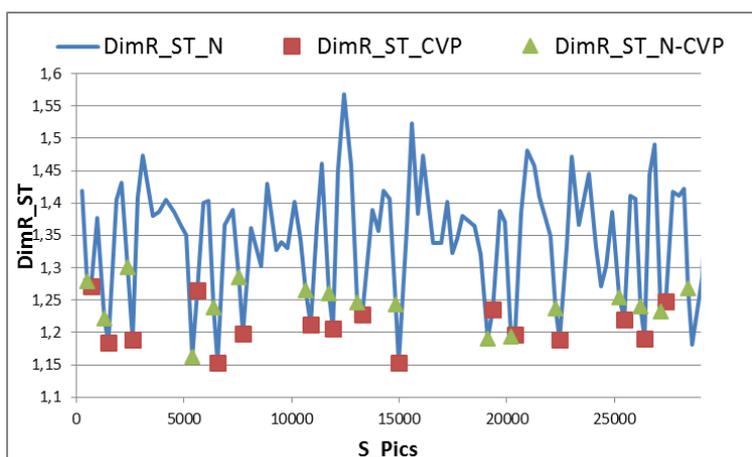


Figure III.22 Représentation des dimensions de régularisation pour le signal "221"

$DimR_ST_CVP$: dimensions de régularisation des intervalles ST des extrasystoles

$DimR_ST_N-CVP$: dimensions de battements normaux mais tout juste en amont des battements CVP.

Un cas particulier pour le programme de détection de ces intervalles est que leurs détection n'est pas précise en présence des ESV à cause de la morphologie du complexe QRS pathologique (ESV) plus large qui peut parfois fausser la détection, le programme rate l'onde T précédente à l'extrasystole et donc la dimension sera différente dans ce cas, alors qu'elle devrait être une dimension d'un battement normal. Par conséquent, nous aurons l'information sur l'existence de la pathologie tout juste avant.

III.6.3. Classification

Les signaux ECG sont l'un des signaux biomédicaux les plus connus. Compte tenu de leur nature, ils présentent un certain nombre de défis au cours de leur enregistrement, traitement et analyse. Les propriétés caractéristiques des signaux biomédicaux sont la non-stationnarité et la variabilité entre les individus.

La reconnaissance automatique des arythmies cardiaques est importante pour le diagnostic des anomalies. Plusieurs algorithmes ont été proposés pour classer les arythmies des signaux ECG ; cependant, ils ne peuvent pas remplacer la lecture du médecin mais ils peuvent être d'une grande aide au diagnostic. Cependant l'analyse automatique d'un ECG, qui pourrait être par exemple implantée sur ces enregistreurs portatifs, offrirait un compromis encore plus intéressant, tant au niveau de la qualité de vie du patient, que du dérangement du corps médical, puisque l'analyseur pourrait alors ne demander une expertise qu'en cas de détection d'une pathologie (potentielle).

Nous proposons une méthode de classification des signaux ECG utilisant les dimensions fractales comme caractéristiques de classification des arythmies cardiaques.

III.6.3.1. Dimension de régularisation

La dimension fractale (DF) est une mesure descriptive dont l'utilité a été prouvée dans la quantification de la complexité ou auto similitude des signaux biomédicaux. Cette analyse de la complexité nous aide à étudier ces processus physiologiques d'une manière précise et approfondie. La dimension de régularisation (DR) est une bonne interprétation de la dimension fractale, plus précise que la dimension de boîte et facile à implémenter, la DR peut être utilisé pour étudier la dynamique des transitions entre les différents états dans des processus comme le système cardiaque et ses diverses conditions physiologiques et pathologiques.

Les paramètres considérés et décrits dans (I.4.4) sont fixés à :

Vmin=5

Vmax=64

Voices=64

Noyau=gaussien

La dimension fractale diminue d'une manière considérable dans le cas d'une présence de pathologies, donc à chaque changement dans sa valeur, nous prenons en considération cette variation pour une éventuelle classification.

Le Tableau des dimensions contient les valeurs moyennes des différentes dimensions de régularisation (DR_QRS, DR_RR, DR_SQ) de chaque signal, en considérant chaque classe à part. Nous avons réuni les signaux ne comportant que des battements du type N dans le tableau III.6 et de type N, CAP, CVP dans le tableau III.7.

	DR_N			DR_CAP			DR_CVP		
	DR_QRS	DR_RR	DR_SQ	DR_QRS	DR_RR	DR_SQ	DR_QRS	DR_RR	DR_SQ
113	1.29	1.33	1.23	☒	☒	☒	☒	☒	☒
115	1.41	1.473	1,54	☒	☒	☒	☒	☒	☒
122	1,392	1,469	1,49	☒	☒	☒	☒	☒	☒

Tableau III.6 Valeurs moyennes des différentes dimensions (battements normaux)

	DR_N			DR_CAP			DR_CVP		
	DR_QRS	DR_RR	DR_SQ	DR_QRS	DR_RR	DR_SQ	DR_QRS	DR_RR	DR_SQ
100	1.284	1.348	1,434	1.278	1,229	1,422	☒	☒	☒
101	1.184	1.317	1.386	1.152	1,241	1,375	1,077	1,123	1,365
103	1.235	1.33	1,32	1,199	1,235	1,265	☒	☒	☒
105	1.172	1.254	1,293	☒	☒	☒	1,074	1,133	1,321
106	1,15	1,27	1,17	☒	☒	☒	1,063	1,182	1,367
112	1.21	1.41	1,45	1,18	1,312	1,4	☒	☒	☒
116	1.2	1.24	1,34	1,18	1,189	1,286	1,061	1,11	1,22
117	1.23	1,315	1,322	1,22	1,29	1,301	☒	☒	☒
119	1,16	1,22	1,36	☒	☒	☒	1,049	1,153	1,289
121	1,14	1,35	1,38	1,12	1,2	1,352	1,051	1,17	1,276
123	1,21	1,352	1,43	☒	☒	☒	1,055	1,159	1,368
200	1,172	1,25	1,354	1,15	1,19	1,298	1,043	1,12	1,214
202	1,19	1,27	1,3	1,185	1,28	1,334	1,088	1,199	1,223
203	1,176	1,28	1,225	☒	☒	☒	1,042	1,186	1,211
205	1,175	1,34	1,344	1,22	1,25	1,299	1,07	1,2	1,251
209	1,213	1,39	1,389	1,2	1,29	1,351	1,03	1,22	1,198
210	1,159	1,26	1,285	☒	☒	☒	1,076	1,221	1,2
215	1,175	1,439	1,435	1,168	1,388	1,449	1,046	1,195	1,164
220	1,184	1,452	1,448	☒	☒	☒	1,065	1,184	1,155

Tableau III.7 Valeurs moyennes des différentes dimensions (N, CAP, CVP)

La première remarque est que chaque classe a des valeurs de dimensions plus au moins spécifiques, en plus l'existence de pathologies entraîne une diminution dans les battements normaux. Donc d'après les valeurs des DR_N (tableau III.7), nous pouvons non seulement reconnaître ce battement mais en plus savoir s'il existe une pathologie. La pathologie CAP n'entraîne pas vraiment de variations sur la DR_QRS (1.278, 1.152, 1.199, 1.18, 1.22,...) par rapport au cas normal (1.284, 1.184, 1.235, 1.21, 1.23,...) respectivement, seulement la variation existe pour les DR_RR (1.348, 1.317, 1.33, 1.41, 1.315,...) par rapport à N (1.229, 1.241, 1.235, 1.312, 1.29,...). Pour la pathologie CVP, la variation existe pour les DR_RR

(1,123, 1,186,...), mais elle est plus importante pour DR_QRS (1,077, 1,03) par rapport à N (1,184, 1,213) et CAP (1,199, 1,2).

	DR_N			DR_BBG			DR_CVP		
	DR_QRS	DR_RR	DR_SQ	DR_QRS	DR_RR	DR_SQ	DR_QRS	DR_RR	DR_SQ
109	☒	☒	☒	1,065	1,216	1,435	1,049	1,115	1,392
214	☒	☒	☒	1,0862	1,233	1,422	1,0538	1,221	1,331

Tableau III.8 Valeurs moyennes des différentes dimensions (BBG, CVP)

Le tableau III.8, nous indique des valeurs de dimensions à partir de signaux n'ayant que des battements pathologiques de type BBG et CVP et le tableau III.9 les battements pathologiques de type BBD et CVP.

	DR_N			DR_BBD			DR_CVP		
	DR_QRS	DR_RR	DR_SQ	DR_QRS	DR_RR	DR_SQ	DR_QRS	DR_RR	DR_SQ
118	☒	☒	☒	1,142	1,452	1,538	1,065	1,149	1,349
124	☒	☒	☒	1,159	1,35	1,445	1,052	1,2	1,358
212	1,201	1,414	1,459	1,172	1,413	1,511	☒	☒	☒
231	1,21	1,392	1,486	1,189	1,375	1,563	1,073	1,251	1,229

Tableau III.9 Valeurs moyennes des différentes dimensions (BBD, CVP)

Le tableau suivant (tableau III.10) représente le taux de classification de chaque classe pour chaque signal. Les résultats sont obtenus à partir de la majorité des signaux de la base de données, les signaux exclus sont ceux pour lesquels la détection des complexes QRS était défailante.

	signaux	classe				
		N%	CAP%	CVP%	BBD%	BBG%
1	100	100	84,848485	100	☒	☒
2	101	100	0	☒	☒	☒
3	102	NC	NC	NC	NC	NC
4	103	100	0	☒	☒	☒
5	104	NC	☒	☒	☒	☒
6	105	100	☒	92,682927	☒	☒
7	106	100	☒	87,216495	☒	☒
8	107	☒	☒	18,644068	☒	☒
9	108	NC	NC	NC	NC	NC
10	109	☒	☒	67,567568		100
11	111	NC	NC	NC	NC	NC
12	112	99,9601752	100	☒	☒	☒
13	113	99,7173544	☒	☒	☒	☒
14	114	NC	NC	NC	NC	NC
15	115	100	☒	☒	☒	☒

16	116	100	100	94,495413	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
17	117	99,8040496	100	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
18	118	<input checked="" type="checkbox"/>	52,083333	43,75	92,336103	<input checked="" type="checkbox"/>
19	119	100	<input checked="" type="checkbox"/>	100	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
20	121	100	0	100	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
21	122	100	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
22	123	99,4047619	<input checked="" type="checkbox"/>	100	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
23	124	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	68,085106	91,443501	<input checked="" type="checkbox"/>
24	200	100	75,862069	76,260763	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
25	201	100	100	72,164948	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
26	202	90,7836373	100	100	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
27	203	99,1185544	<input checked="" type="checkbox"/>	86,165049	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
28	205	100	100	74,647887	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
29	207	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	79,207921	0	0
30	208	NC	NC	NC	NC	NC
31	209	100	78,534031	100	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
32	210	100	<input checked="" type="checkbox"/>	53,164557	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
33	212	0	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	94,356164	<input checked="" type="checkbox"/>
34	213	100	80	91,818182	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
35	214	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	88,627451	<input checked="" type="checkbox"/>	100
36	215	100	0	75,460123	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
37	217	0	<input checked="" type="checkbox"/>	69,512195	95,979248	<input checked="" type="checkbox"/>
38	219	97,6430976	100	84,375	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
39	220	100	68,085106	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
40	221	100	<input checked="" type="checkbox"/>	72,051282	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
41	222	NC	NC	NC	NC	NC
42	223	100	84,722222	78,224101	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
43	228	100	<input checked="" type="checkbox"/>	70,930233	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
44	230	100	<input checked="" type="checkbox"/>	100	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
45	231	0	0	0	92,025518	<input checked="" type="checkbox"/>
46	232	NC	NC	NC	NC	NC
47	233	100	100	77,201448	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
48	234	100	<input checked="" type="checkbox"/>	100	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>

Tableau III.10 Le taux de classification pour chaque signal et chaque type de battements
 NC : battement non classé.

Nous avons obtenu une presque parfaite reconnaissance des battements N, CAP, CVP, BBD, BBG dans la majorité des cas. A l'exception des deux battements CAP des signaux "101", "103" et "215" car ils sont confondus avec les battements N, un battement CVP du signal "121", un battement CAP et deux CVP du signal "231" et tous les battements N des signaux "212", "217", "231" confondus avec les BBD.

III.6.3.2. Avantages et inconvénients

D'après le tableau III.10 nous pouvons déduire ce qui suit :

- Avantage :
 - Reconnaissance presque parfaite des extrasystoles auriculaires et ventriculaires en présence majoritaire des battements normaux ou blocs de branches gauches.
 - Reconnaissance de la majorité des blocs de branches droits et gauches.
- Inconvénients :
 - Pas de reconnaissance des battements normaux en présence majoritaire des blocs de branches droits
 - Aucune reconnaissance des blocs de branches gauches en présence majoritaire des blocs de branches droits.

III.6.3.3. La précision de l'algorithme

Nous avons rassemblés les nombres de Battements totaux (tableau III.11) de chaque classe pour les calculs de la spécificité (*Sp*) et la sensibilité (*Se*) ainsi que le taux de classification (*TC*) de l'algorithme (tableau III.12).

	<i>NBT_N</i>	<i>NBR_N</i>	<i>NBT_A</i>	<i>NBR_A</i>	<i>NBT_V</i>	<i>NBR_V</i>	<i>NBT_RB</i>	<i>NBR_RB</i>	<i>NBT_LB</i>	<i>NBR_LB</i>
<i>NB</i>	62648	63903	621	818	4515	5662	4479	4950	7756	8404

Tableau III.11 Comparaison des nombres de battements normaux trouvés

NB: Nombre de Battements

NBT_N: Nombre de Battements Normaux Trouvés

NBR_N: Nombre de Battements Normaux Réels

$$Sp = 100 \times \left(\frac{\text{Nombre des battements normaux classifiés correctement}}{\text{Nombre total des battements normaux}} \right)$$

$$Se = 100 \times \left(\frac{\text{Nombre des battements pathologiques classifiés correctement}}{\text{Nombre total des battements pathologiques}} \right)$$

$$TC = 100 \times \left(\frac{\text{Nombre total des battements classifiés correctement}}{\text{Nombre total des battements}} \right)$$

<i>Sp</i>	<i>Se</i>				<i>TC</i>
	<i>Se_A</i>	<i>Se_V</i>	<i>Se_RBB</i>	<i>Se_LBB</i>	
97.25%	75.78%	79.49%	92.29%	90.49%	95.56%

Tableau III.12 Le taux de classification pour chaque type de battements

L'algorithme a atteint un taux de 95.56 % en prenant en considération les 40 signaux de la base.

III.6.4. Dimensions pas à pas

Nous avons établi un autre type de calcul de dimensions sur le signal ECG où nous déterminons la dimension de régularisation d'une portion donnée (DimR_1) au début du signal et ensuite nous rajoutons à chaque fois un pas (point : 2 ... N) à cette portion et nous recalculons la dimension (figure III.23). La remarque qui est faite est que la dimension est proportionnelle à N, sauf pour chaque début et fin d'une onde (P ou T), complexe ou pic R, où nous avons une variation de la dimension et donc une détection, seulement comme le calcul se fait pas à pas, alors nous avons beaucoup de données qui vont s'accumuler et par conséquent le calcul devient impossible.

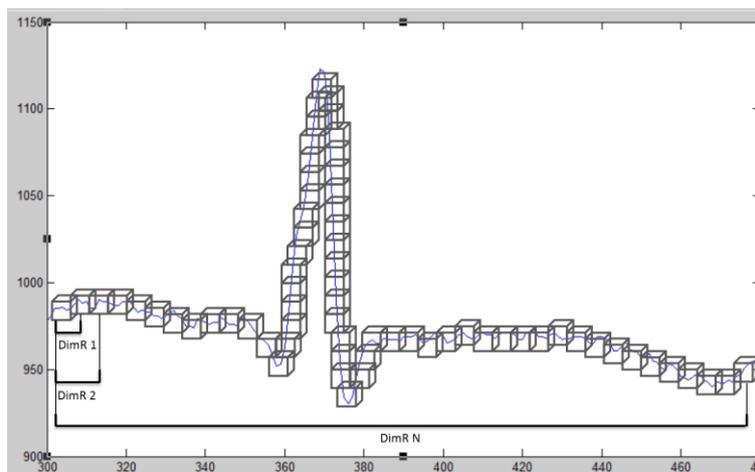


Figure III.23 Dimensions pas à pas

Signaux	115 (Battements N)		100 (CAP)	119 (CVP)	118 (BBD)	(BBG)
	PQRST_1	PQRST_2	PQRST	PQRST	PQRST	PQRST
DimR_1	1,466		1,431	1,247	1,199	1,398
DimR_2	1,58	1,513	1,495	1,318	1,347	1,413
Début P	1,551	1,507	1,487	1,307	1,375	1,403
Sommet P	1,6	1,511	1,519	1,299	1,413	1,44
Fin P	1,413	1,504	1,506	1,278	1,405	1,43
Entre P et Q	1,477	1,509	1,517	1,282	1,452	1,441
Début QRS	1,469	1,506	1,498	1,26	1,448	1,432
Entre S et R	1,424	1,51	1,512	1,262	1,446	1,446
Pic R	1,315	1,402	1,413	1,216	1,398	1,428
Entre R et S	1,362	1,521	1,512	1,222	1,451	1,463
Fin QRS	1,258	1,488	1,463	1,188	1,386	1,412
Entre S et T	1,401	1,55	1,496	1,19	1,399	1,426
Début T	1,398	1,564	1,495	1,181	1,401	1,419
Sommet T	1,452	1,575	1,51	1,179	1,412	1,4
Fin T	1,445	1,561	1,505	1,167	1,4	1,39
DimR_N	1,485	1,569	1,52	1,208	1,428	1,41

Tableau III.13 Les dimensions de détection

L'idée est comment réduire le nombre de pas pour pouvoir calculer les dimensions du signal complet ou encore comment le choisir.

III.6.5. Exposant de Hölder local

Nous étudierons la régularité locale [37] des intervalles RR à l'aide de l'un des piliers de l'analyse multifractale [38] : les exposants de Hölder. Nous cherchons à estimer la régularité locale en tout point des intervalles, contrairement au spectre multifractal qui ne mesure que sa distribution globale.

En introduisant ce paramètre, nous voulons avoir une meilleure précision de la classification, car l'étude dans ce cas est multifractale et comme la pathologie est significative de la décroissance de la multifractalité du signal, donc ce paramètre va nous renseigner sur cette pathologie.

exp_H	N	ESA	ESV	BBD	BBG
Signaux	Q/R/S	Q/R/S	Q/R/S	Q/R/S	Q/R/S
115	0,42/0,22/0,54	☒	☒	☒	☒
100	0,55/0,34/0,27	0,62/0,3/0,26	☒	☒	☒
119	0,57/0,45/0,58	☒	0,9/0,82/0,6	☒	☒
212	0,5/0,45/0,47	☒	☒	0,58/0,65/0,5	☒
118	☒	0,97/0,6/0,69	0,5/0,44/0,7	☒	0,7/0,8/0,55
214	☒	☒	0,5/0,4/0,6	☒	1,03/0,99/0,7
207	☒	0,8/0,65/0,79	0,7/0,8/0,77	0,6/0,7/0,57	1,01/0,94/0,8

Tableau III.14 Valeurs des exposants de Hölder pour des intervalles RR

Les cas choisis (tableau III.13) englobent la majorité des signaux, d'abord nous avons calculé les exposants de Hölder de chaque intervalles RR du signal, ensuite réunir ces valeurs là où les exposants ont la même valeur, puis pris juste les valeurs qui représentent les 3 pics principaux d'un complexe QRS à savoir (Q/R/S) pour mettre en évidence le fait suivant :

quand exp_H tend vers 0 les battements tendent vers le cas normal et quand exp_H tend vers 1, les battements eux tendent vers les pathologies avec des valeurs différentes pour chaque pathologies. De plus les variations de exp_H sont moins importantes en présence de pathologies, c'est-à-dire presque tous les exposants ont la même valeurs.

III.7. Conclusion

Nous nous sommes intéressés au début à la séparation du cas normal et pathologique et la remarque qui en découle est que le passage de l'organisation complexe d'un système physiologique sain à celle du système physiologique pathologique est une véritable rupture. De nombreuses pathologies sont caractérisées par une diminution de la valeur de la dimension fractale par rapport à l'organisme sain. Cette diminution est qualifiée de perte de complexité fractale du système avec la maladie. Quand les systèmes physiologiques deviennent moins complexes, le contenu de l'information à l'intérieur des séries temporelles des processus physiologiques est détérioré. Par conséquent, le système est moins capable de s'adapter aux exigences extérieures, qui changent de manière continue ; il devient hautement prévisible et

ses sorties régulières sont pauvres en information puisque le système répète, de manière monotone, son activité.

Les systèmes physiologiques sains avec des sorties de type fractales montrent des valeurs élevées de dimensions fractales. Dans notre cas, la pathologie fait perdre au signal sa structure fractale.

Les résultats suggèrent également que la dimension fractale est un outil pratique pour l'identification d'une caractéristique d'anomalie dans les enregistrements ECG et peut être même un outil de détection des différentes caractéristiques.

III.8. Références bibliographiques

- [1] D. C. Ghosh, M. Chakraborty, T. Das, "Fractal Approach to Identify Quantitatively Intracardiac Atrial Fibrillation from ECG Signals", *Journal of Engineering Research and Applications*, Vol. 3, pp.129-134, 2013.
- [2] Chia-Hung Lin, Guo-Wei Lin, "FPGA implementation of fractal patterns classifier for multiple cardiac arrhythmias detection", *Journal of Biomedical Science and Engineering*, Vol. 5, pp. 120-132, 2012.
- [3] R. R. Marie, M. H. Al Alfi, "Identification of Cardiac Diseases from ECG Signals based on Fractal Analysis", *International Journal of Computers and Technology*, Vol. 13, 2014.
- [4] Nahina Islam, Nafiz Imtiaz Bin Hamid, Adnan Mahmud, Sk. M. Rahman, Arafat H. Khan, "Detection of Some Major Heart Diseases Using Fractal Analysis", *International Journal of Biometrics and Bioinformatics (IJBB)*, Volume 4, Issue 2, 2010.
- [5] Daoming Zhang, Guojun Tan and Jifei Hao, "Fractal Random Walk and Classification of ECG Signal", *International Journal of Hybrid Information Technology*, Vol. 1, No. 1, January, 2008.
- [6] S. Raghav, and A. K. Mishra, "Fractal Feature Based ECG Arrhythmia Classification", *TENCON 2008, IEEE Region 10 Conference*, pp 1-5, 2008.
- [7] A. N. Esgiar, P. K. Chakravorty, "Electrocardiogram Signal Classification Based on Fractal Features", *Computers in Cardiology*, pp. 661-664, 2004.
- [8] A. K. Mishra and S. Raghav, "Local fractal dimension based ECG arrhythmia classification", *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol. 5, Issue 2, Pages 114-123, 2010.
- [9] S. Don, Duckwon Chung, Dugki Min and Eunmi Choi, "Analysis of Electrocardiogram Signals of Arrhythmia and Ischemia Using Fractal and Statistical Features", *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, Vol. 13, Issue 01, 2013.
- [10] K. T. Lai, K. L. Chan, "Real-time classification of electrocardiogram based on fractal and correlation analyses", *Engineering in Medicine and Biology Society, Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE*, Vol. 1, pp. 119-122, 1998.

- [11] R. Benali, F. BereksiReguig&Z. HadjSlimane, "Automatic Classification of Heartbeats Using Wavelet Neural Network", J Med Syst, 2010.
- [12] M. A. Chikh, M. Ammar and R. Marouf, "A Neuro-Fuzzy Identification of ECG Beats", Journal of Medical System, Vol. 36, Issue 2, pp. 903–914, 2010.
- [13] T. M. Nazmy, H. El-Messiry, B. Al-Bokhity, "adaptive neuro-fuzzy inference system for classification of ECG signals", 2009.
- [14] Aliasghar Zaresani, Reza Mazlooman, Iman Zabbah and Mandana Abdollahzadeh, "Improving the Intelligence System for Arrhythmia Heart Classification by Extract the Parallel Time Feature", International conference on Computer Science and Information Systems (ICSIS'2014), Dubai, 2014.
- [15] Maedeh Kiani Sarkaleh and Asadollah Shahbahrami, "Classification of ECG arrhythmias using discrete wavelet transform and neural networks", International Journal of Computer Science, Engineering and Applications (IJCSEA) Vol.2, No.1, 2012.
- [16] Y. Kutlu and D. Kuntalp, "A Multi-Stage Automatic Arrhythmia Recognition and Classification System", *ELSEVIER, Computers in Biology and Medicine*, Vol. 41, pp. 37–45, 2011.
- [17] M. Tavassoli, M. Mehdi Ebadzadeha, H. Malek, "Classification of cardiac arrhythmia with respect to ECG and HRV signal by genetic programming", *Canadian Journal on Artificial Intelligence, Machine Learning and Pattern Recognition*, Vol. 3, 2012.
- [18] M.Vijayavanan, V.Rathikarani, P. Dhanalakshmi, "Automatic Classification of ECG Signal for Heart Disease Diagnosis using morphological features", *International Journal of Computer Science & Engineering Technology (IJCSET)*, Vol. 5, pp. 449–455, 2014.
- [19] S. Khoshnoud and H. Ebrahimnezhad, "Classification of Arrhythmias Using Linear Predictive Coefficients and Probabilistic Neural Network", *Applied Medical Informatics*, Vol. 33, No. 3, pp. 55–62, 2013.
- [20] Lakhvir Kaur and Vikramjit Singh, "Ventricular Fibrillation Detection using Empirical Mode Decomposition and Approximate Entropy", *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, Vol. 3, Issue 5, 2013.
- [21] Shreya Das and Monisha Chakraborty, "Extraction of Fibrillation Components from Ventricular Arrhythmic Electrocardiograms", *National Conference on Computer Vision, Pattern Recognition, Image Processing and Graphics, India*, pp. 138–141, 2011.
- [22] Zhang XS, Zhu YS, Thakor NV and Wang ZZ, "Detecting ventricular tachycardia and fibrillation by complexity measure", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1999.
- [23] S.A.C. Schuckers and P. Raphisak, "Distinction of arrhythmias with the use of approximate entropy", *Computers in Cardiology*, pp. 347–350, 1999.

- [24] Phillip P. A. Staniczenko, Chiu Fan Lee, and Nick S. Jones, "Rapidly detecting disorder in rhythmic biological signals: A spectral entropy measure to identify cardiac arrhythmias", *PHYSICAL REVIEW* E79, 2009.
- [25] V.Rathikarani and P.Dhanalakshmi, "Automatic Classification of ECG signal for Identifying Arrhythmia", *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, Vol. 3, Issue 9, 2013.
- [26] M. Boutaâ, "Analyse et quantification de la corrélation du rythme cardiaque avec les différentes composantes du signal ECG", Thèse de Magister, Université Aboubekr Belkaïd Tlemcen, 2006.
- [27] J. Pan, W. J. Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. BME-32, No. 3, 1985.
- [28] N. Dib and F. Bereksi Reguig, "Algorithm for Automatic Detection of ECG Waves", *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, Vol. 11, pp.15-29, 2011.
- [29] Chan K, So H, "Development of QRS method for real-time ambulatory cardiac monitor", *Proceedings 19 Annual of International Conference IEEE EMBS, Chicago, USA*, pp. 289-292, 1997.
- [30] Q. Zhang, A. Illanes Manriquez, C. Medigue, Y. Papelier and M. Sorine, "An algorithm for robust and efficient location of T-wave ends in electrocardiograms". *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 53:2544-2552, 2006.
- [31] I. Sedjelmaci, "Analyse Fractale du Signal Electrocardiogramme", thèse de Magister, Université ABB Tlemcen, 2009.
- [32] Ornella Durin, Claudio Pedrinazzi, Giorgio Donato, Rita Pizzi and Giuseppe Innama, "Usefulness of Nonlinear Analysis of ECG Signals for Prediction of Inducibility of Sustained Ventricular Tachycardia by Programmed Ventricular Stimulation in Patients with Complex Spontaneous Ventricular Arrhythmias", *Annals of Noninvasive Electrocardiology*, pp. 219-227, 2008.
- [33] Timo H. Mäkikallio, Heikki V. Huikuri, Anne Mäkikallio, Leif B. Sourander, Raul D. Mitrani, Agustin Castellanos, Robert J. Myerburg, "Prediction of Sudden Cardiac Death by Fractal Analysis of Heart Rate Variability in Elderly Subjects", *Journal of the American College of Cardiology*, Vol. 37, No. 5, pp. 1395-1402, 2001.
- [34] Heikki V. Huikuri, Timo H. Mäkikallio, Chung-Kang Peng, Ary L. Goldberger, Ulrik Hintze and Mogens Møller, "Fractal Correlation Properties of R-R Interval Dynamics and Mortality in Patients With Depressed Left Ventricular Function After an Acute Myocardial Infarction", *Circulation*, pp. 47-53, 2000.
- [35] J. L. Anderson, K. M. Stein, A. Hallstrom, "Predictive Value for Future Arrhythmic Events of Fractal Dimension, a Measure of Time Clustering of Ventricular Premature

Complexes, After Myocardial Infarction", Journal of the American College of Cardiology, Vol. 30, 1997.

[36] RM. Peters, "The fractal dimension of atrial fibrillation: a new method to predict left atrial dimension from the surface electrocardiogram", *Cardiology*, pp. 17–20, 1999.

[37] Olivier Barrière, Jacques Lévy-Véhel, "Local Hölder regularity-based modeling of RR intervals", *Projet APIS INRIA Saclay*, 2008.

[38] R. Lopes and N. Betrouni, "Fractal and multifractal analysis: A review", *Medical Image Analysis*, Vol. 13, pp. 634–649, 2009.

Conclusion
Générale

CONCLUSION GÉNÉRALE

Les affections cardio-vasculaires occupent une place prépondérante dans la mortalité et la morbidité : elles constituent la première cause de décès, le premier motif d'admission en affection de longue durée et le troisième motif d'hospitalisation.

Le rythme cardiaque d'une personne au repos semble régulier, seulement une analyse plus fine révèle que les rythmes cardiaques varient fortement, même au repos. L'approche traditionnelle qui prétend qu'un système biologique est autorégulé et s'équilibre après une quelconque perturbation indique que les signaux générés par les organismes biologiques tendent à montrer une non-stationnarité et des fluctuations complexes même à l'état de repos. Les résultats montrent que les battements cardiaques suivent des courbes déchiquetées et irrégulières pour que le rythme d'un cœur normal soit d'une nature chaotique plus adaptable aux aléas de la vie.

De nombreuses pathologies sont caractérisées par une perte de complexité fractale ou dynamique par rapport à l'organisme sain et cela est vérifié à partir des signaux traités par la dimension fractale et les spectres multifractals. Cette décroissance de la complexité du système avec la maladie peut être une caractéristique de différentes pathologies. Quand les systèmes physiologiques deviennent moins complexes, le contenu de l'information à l'intérieur des séries temporelles des processus physiologiques est détérioré. Le système n'est plus capable de générer des fluctuations multifractales et il manifeste des réponses monofractales. Par conséquent, le système est moins capable de s'adapter aux exigences extérieures, qui changent de manière continue ; il devient hautement prévisible et ses sorties régulières sont pauvres en information.

Ce genre de variations révèle fortement un comportement chaotique dans les intervalles sains, mais fréquemment interrompu par les périodes de variations non -chaotiques dans les intervalles pathologiques. La dynamique chaotique dans les différents troubles cardiaques n'est pas très visible, car le degré de la variabilité est très bas et par conséquent il détermine une forme plus faible du chaos. Ces conclusions suggèrent que ce chaos cardiaque est présent dans un cœur sain, et sa baisse peut être indicative de maladies. Le rôle de l'organisation fractale dans ces systèmes est très important en ce qui concerne l'organisation des structures saines et la détermination de la façon dont ces systèmes sont capables de répondre et de s'adapter face aux stimuli extérieurs.

Nous pouvons dire aussi que la dimension fractale varie en fonction des battements, lorsqu'elle diminue c'est un signe de présence d'une pathologie. La variation de la dimension fractale calque en quelque sorte l'activité cardiaque car Avec la maladie, les structures anatomiques fractales peuvent montrer une dégradation de leur complexité structurale. En conclusion en biologie la régularité semble être un signe pathologique. Les méthodes issues des mathématiques non linéaires nous ont relevé la présence d'un comportement de type fractal dans les signaux électrocardiogrammes (ECG) qui décrivent ses fluctuations. Nous avons

bénéficié des résultats obtenus non seulement pour distinguer le cas normal du pathologique mais en plus à classer quelques pathologies.

L'algorithme basé sur le calcul des dimensions fractales des différents intervalles RR, ST et complexes QRS des signaux issus de la base de données MIT_BIH est précis avec un temps de réponse assez rapide, il arrive à classer les battements normaux ainsi que quatre pathologies (PAC, CVP, BBD, BBG) avec une précision de 95.56 %.

Nous avons aussi établi quelques valeurs des exposants de Hölder pour pouvoir observer la multifractalité du signal ECG, mais il faudra aussi tracer les spectres multifractals. Par conséquent, et comme perspectives nous aurons à tracer ces spectres en utilisant la méthode avec laquelle nous avons calculé les dimensions fractales, la détection de chaque début et fin d'onde (P ou T), complexe ou pic R, en limitant les données de façon à rendre le calcul possible. De plus vérifier l'algorithme sur d'autres bases de données et l'améliorer en classifiant les battements normaux et les blocs de branches gauches en présence des blocs de branches droites et différencier entre le chaos sain et pathologique car certaines pathologies comme la fibrillation ventriculaire est considérée comme telle.

Résumé :

L'activité cardiaque n'est pas vraiment régulière et peut exhiber un comportement chaotique. En effet, le principe de l'homéostasie prétend qu'un système biologique s'autorégule pour réduire la variabilité et pour maintenir ses sorties constantes après une quelconque perturbation. Cependant, des faits nouveaux indiquent que les systèmes biologiques sains tendent à montrer des dynamiques irrégulières avec des fluctuations complexes, même à l'état de repos. En d'autres termes, ce n'est pas du désordre que naît une maladie mais bien d'une régularité. L'approche fractale pour l'étude de ces systèmes complexes a fait ses preuves dans notre travail. Cette thèse du domaine du traitement du signal ECG, utilisant des méthodes non linéaires comme l'analyse fractale, vise à reconnaître quatre pathologies cardiaques d'une manière automatique. Une première étape consiste à extraire les caractéristiques principales du signal, ensuite la phase de calcul des dimensions fractales pour terminer avec une classification. Un algorithme est implémenté et testé sur les signaux de la base MIT-BIH pour distinguer entre les battements normaux et pathologiques.

Mots clés :

ECG, intervalles RR, ST, QRS, détection, analyse fractale, dimension de régularisation, exposants de Hölder, Classification, arythmies cardiaques.

Abstract:

Cardiac activity is not really regular and can exhibit chaotic behavior. Indeed, the principle of homeostasis claims that a biological system regulates itself to reduce variability and to maintain constant output after any disturbance. However, new evidence suggests that healthy biological systems tend to show irregular dynamics with complex fluctuations, even in the resting state. In other words, the regularity means disease. The fractal approach for studying these complexes systems has been established in our work. This thesis is the field of ECG signal processing, and used non-linear methods such as fractal analysis, for recognizing four heart diseases in an automatic way. A first step is to extract the main features of the signal, then calculating fractal dimensions phase to finish with a classification. An algorithm is implemented and tested on signals from the MIT-BIH database to distinguish between normal and abnormal heart beats.

Keywords:

ECG, RR, ST, QRS intervals, detection, fractal analysis, regularization dimension, Hölder exponents, Classification, cardiac arrhythmias.

الملخص:

النشاط القلبي ليس ثابتاً حقاً، ويمكن أن يحمل السلوك الفوضوي. والواقع أن مبدأ التوازن يدعي أن النظام البيولوجي ينظم نفسه للحد من التقلبات والحفاظ على الانتاج المستمر بعد أي اضطراب. ومع ذلك، تشير أدلة جديدة على أن النظم البيولوجية السليمة تميل إلى إظهار ديناميكية غير النظامية مع تقلبات معقدة، حتى في حالة الراحة. وبعبارة أخرى، ليست هذه هي الفوضى يولد المرض ولكن انتظام. وقد ثبت النهج كسورية لدراسة هذه الأنظمة المعقدة في عملنا. هذه الأطروحة في مجال معالجة الإشارات ECG، وذلك باستخدام أساليب غير الخطية مثل تحليل كسورية، ويهدف إلى التعرف على أربعة أمراض القلب بطريقة آلية. الخطوة الأولى هي لاستخراج الملامح الرئيسية للإشارة، ثم تأتي مرحلة حساب الأبعاد الكسورية لإنهاء مع التصنيف. ويتم تنفيذ خوارزمية واختبارها على إشارات من قاعدة بيانات معهد ماساتشوستس للتكنولوجيا BIH للتمييز بين الدقات العادية وغير العادية.

كلمات البحث:

ECG، فترات، RR، ST، QRS، كشف وتحليل كسورية، Hölder، تصنيف، أمراض القلب.