

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –

Faculté de TECHNOLOGIE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme** de **MASTER**

En : Génie biomédical

Spécialité : Instrumentation biomédicale

Par : Chaimaa SAIM

Sujet

Analyse Spectrale Autorégressive du Signal de Variabilité du Rythme Cardiaque (HRV)

Soutenu publiquement, mardi 20 juin 2023, devant le jury composé de :

M. RAHMOUN Fethi

M. KHOLKHAL Mourad

M. DJEBBARI Abdelghani

M. HADJ AHMED Ismail

MAA

MCB

Pr

MAB

Université de Tlemcen

Université de Tlemcen

Université de Tlemcen

Université de Tlemcen

Président

Examineur

Encadreur

Co-Encadreur

Année universitaire : 2022 / 2023

Remerciements

Tout d'abord, je souhaite exprimer ma gratitude envers Dieu pour m'avoir accordé la force, le courage et la patience tout au long de la préparation et de la réalisation des objectifs de ce travail.

Je tiens à remercier sincèrement mon encadreur, Monsieur DJEBBARI Abdelghani, Professeur à l'Université de Tlemcen et Directeur du Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical (GBM), d'avoir accepté de superviser ce travail. Je lui suis reconnaissante pour ses précieux conseils, sa patience, ses corrections et ses orientations. Je tiens également à remercier mon co-encadreur, Dr HADJ AHMED Ismail, pour avoir accepté de m'accompagner, de me suivre et de m'assister tout au long de ce projet.

J'adresse mes remerciements les plus sincères aux membres du jury, Dr RAHMOUN Fethi et Dr KHOLKHAL Mourad, d'avoir accepté de faire partie du jury de soutenance.

Je souhaite également exprimer ma reconnaissance envers tous les enseignants du département de génie biomédical (GBM) qui ont contribué à ma formation, partagé leurs expériences scientifiques et pratiques tout au long de mon parcours universitaire.

Enfin, je tiens à remercier toutes les personnes qui m'ont encouragé et soutenu de près ou de loin, d'une manière ou d'une autre, dans la réalisation de ce travail.

Chaimaa SAIM

Dédicaces

Je dédie ce travail

À mes parents

Aucun mot ni dévotion ne peut exprimer mon amour, mon appréciation et mon respect

Pour leur encouragement, leur amour, leurs précieux conseils et leurs sacrifices

Ils ont soutenu mon éducation et mon bien-être

Que Dieu les protège et leur accorde santé, bonheur et longue vie.

À mes deux frères et ma sœur

À toute ma famille

À tous mes amis et collègues sans exception

À ceux qui me sont chers, avec qui j'ai partagé les plus beaux moments

Chaimaa

Sommaire

Introduction générale	10
Chapitre 1 Systèmes cardiovasculaire et nerveux autonome	12
I. Introduction	12
II. Système cardiovasculaire	12
II.1. Système de vascularisation	13
II.2. Circulation sanguine	14
II.3. Activité cardiaque	16
II.3.1. Activité mécanique du cœur	16
II.3.2. Activité électrique du cœur	17
II.3.3. Fonction physiologique du cœur	18
II.4. Electrocardiographie (ECG).....	19
II.5. Electrocardiogramme	20
II.6. Dérivations	21
II.6.1. Dérivations bipolaires	21
II.6.2. Dérivations unipolaires	22
II.6.3. Dérivations précordiales.....	22
II.7. Arythmies cardiaques	23
II.7.1. Tachycardie	23
II.7.2. Bradycardie	25
III. Système nerveux autonome.....	25
III.1. Système nerveux central (SNC)	26
III.2. Système nerveux périphérique (SNP).....	26
III.3. Relation entre le système nerveux autonome et le système cardiovasculaire.....	27
III.4. Variabilité du rythme cardiaque.....	27
IV. Base de données	29
IV.1. Conclusion.....	29
Chapitre 2 Traitement du signal HRV	30
I. Introduction	30
II. Méthodes de détection du complexe QRS.....	30
II.1. Algorithme de Pan-Tompkins	31
II.1.1. Filtre passe-bande	31
II.1.2. Filtre passe bas.....	31
II.1.3. Le filtre passe-haut.....	32
II.1.4. Filtre dérivateur	32
II.1.5. Mise au carré	32
II.1.6. Intégration	32
II.1.7. Seuillage	33
III. Analyse du signal HRV	33
III.1. Analyse temporelle	33
III.1.1. RR moyen	33

III.1.2. Racine carrée de la moyenne des différences successives (RMSSD)	34
III.1.3. Écart-type des intervalles RR (SDNN).....	34
III.1.4. NN50.....	34
III.1.5. Pourcentage d'intervalles NN50 (PNN50).....	34
IV. Analyse spectrale.....	35
IV.1. Périodogramme:	35
IV.2. Méthode de Welch.....	35
IV.3. Analyse autorégressive (AR)	36
V. Critère d'information d'Akaike:.....	36
VI. Conclusion.....	37

Chapitre 3 Analyse spectrale paramétrique autorégressive du signal

HRV	38
I. Introduction	38
II. Données synthétiques.....	38
II.1. Périodogramme.....	38
II.2. Méthode de Yule-Walker	39
II.2.1. Ordre optimal du modèle AR	39
II.2.2. Critère d'information d'Akaike (AIC)	40
II.3. Analyse du signal synthétisé	40
III. Analyse du signal HRV.....	43
III.1. Base de données.....	43
III.2. Génération du signal HRV.....	43
III.3. Détection du pic R du signal ECG	44
III.4. Elimination du bruit.....	44
III.4.1. Filtre passe-bas	44
III.4.2. Filtre passe-haut	47
III.4.3. Filtrage passe-bande du signal ECG.....	48
III.5. Filtre dérivateur.....	49
III.6. Mise au carré.....	50
III.7. Intégration à moyenne ajustée	51
III.8. Détection des marques fiduciaires : Seuillage	52
III.9. Détection des pics R	53
IV. Génération du signal HRV.....	54
IV.1. Relation entre les systèmes nerveux sympathique et parasympathique.....	55
IV.2. Bandes spectrales du signal HRV	56
IV.2.1. Bande ULF.....	56
IV.2.2. Bande VLF.....	56
IV.2.3. Bande LF.....	57
IV.2.4. Bande HF	57
IV.2.5. Le rapport LF/HF	58
IV.3. DSPs des signaux HRV de la base de données MIT-BIH	58
IV.3.1. Signal 100	59
IV.3.2. Signal 209	60

IV.3.3. Signal 215	62
IV.3.4. Signal 201	64
IV.3.5. Signal 116	66
IV.4. Interprétation des résultats	68
IV.4.1. Signal 100	69
IV.4.2. Signal 209	69
IV.4.3. Signal 215	70
IV.4.4. Signal 201	70
V. Conclusion	71
Conclusion générale	72
Références bibliographiques	73

Liste des Figures

Figure 1 - Anatomie du cœur	13
Figure 2 - Système de vascularisation	14
Figure 3 - Circulation pulmonaire.....	15
Figure 4 - Circulation systémique.....	16
Figure 5 - Fonctionnement électrique du cœur	17
Figure 6 - Potentiel d'action.....	19
Figure 7 - Electrocardiogramme.....	19
Figure 8 - Electrocardiogramme (ECG) normal	20
Figure 9 - Système de dérivation bipolaire.....	21
Figure 10 - Système de dérivation unipolaire.....	22
Figure 11 - Système de dérivation: précordiale.....	23
Figure 12 - Trouble du rythme (Exemple : fibrillation auriculaire).....	24
Figure 13 - Système nerveux autonome.....	26
Figure 14 - Relation entre le système nerveux autonome et le Système cardiovasculaire.....	27
Figure 15 - Variation temporelle entre les battements cardiaque (les pics R)	28
Figure 16 - Variabilité du rythme cardiaque (HRV)	28
Figure 17 – Algorithme de Pan-Tompkins.....	31
Figure 18 - Densités spectrales de puissance du signal $x(t)$ calculées par le périodogramme pour différentes fenêtres d'analyse.....	39
Figure 19 - Méthode de Yule-Walker, modèles AR d'ordres 5, 10 et 40	41
Figure 20 –AIC en fonction de l'ordre du modèle AR.....	42
Figure 21 – DSP du signal $x(t)$ calculée par la méthode de Yule-Walker, Ordre optimal = 90	42
Figure 22 – Filtre de Butterworth passe-bas ($f_c=12\text{Hz}$).....	45
Figure 23 – Magnitude de la Réponse fréquentielle du Filtre de Butterworth passe-bas ($f_c=12\text{Hz}$), ordre=2.....	45
Figure 24 - Phase de la Réponse fréquentielle du Filtre de Butterworth passe-bas ($f_c=12\text{Hz}$), ordre=2 ...	46
Figure 25 - Phase de la Réponse fréquentielle du Filtre de Butterworth passe-bas ($f_c=12\text{Hz}$), ordre=2 ...	47
Figure 26 – Base de données: MIT-BIH Arrhythmia Database, ECG 100	48
Figure 27 – Base de données: MIT-BIH Arrhythmia Database : ECG 100 filtré par le filtre de Butterworth passe-bande [5:12] Hz, Ordre=3	49
Figure 28 –MIT-BIT Arrhythmia Database: ECG 100; filtrage passe-bande [5:15] H + filter dérivateur.....	50
Figure 29 - MIT-BIT Arrhythmia Database: ECG 100; filtrage passe-bande [5:15] H + filter dérivateur + Carré.....	51
Figure 30 – - MIT-BIT Arrhythmia Database: ECG 100; Intégration à moyenne ajustée	52
Figure 31 - MIT-BIT Arrhythmia Database: ECG 100 & signal intégré	52
Figure 32 – Signal ECG 100 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, durée représentée : 50 secondes.....	54
Figure 33 - Signal ECG 100 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, durée représentée : 5 secondes.....	54

Figure 34 - Signal HRV généré à partir du signal ECG 100 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database.....	55
Figure 35 - Histogramme des intervalles RR du signal N°100 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database.....	55
Figure 36 – DSP du signal HRV de la Figure 34, correspondant au signal ECG 100 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=41 ULF :[<0.0033]Hz, VLF [0.0033 :0.04]Hz, LF [0.04 :0.15]Hz, HF [0.15 :0.4]Hz	59
Figure 37 - Signal HRV généré à partir du signal ECG 209 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database.....	61
Figure 38 - Histogramme des intervalles RR du signal N°209 (Figure 37) de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, 400 battements ayant RRmoy = 0.61 s, soit 98 bpm (normal), battements supraventriculaires : RRmoy=0.36s, soit 166 bpm.....	61
Figure 39 - DSP du signal HRV de la Figure 37, correspondant au signal ECG 209 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=36 ULF :[<0.0033]Hz, VLF [0.0033 :0.04]Hz, LF [0.04 :0.15]Hz, HF [0.15 :0.4]Hz	62
Figure 40 - Signal HRV généré à partir du signal ECG 215 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database.....	63
Figure 41 - Histogramme des intervalles RR du signal N°215 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database RRmoy = 0.54 s, soit 111 bpm	63
Figure 42 - DSP du signal HRV de la Figure 40, correspondant au signal ECG 215 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=13 ULF :[<0.0033]Hz, VLF [0.0033 :0.04]Hz, LF [0.04 :0.15]Hz, HF [0.15 :0.4]Hz	64
Figure 43 - Signal HRV généré à partir du signal ECG 201 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database.....	65
Figure 44 - Histogramme des intervalles RR du signal N°201 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database 196 RR d'un RRmoy = 0.6s soit 100 bpm, et 440 RR d'un RRmoy = 1.2 s soit 50bpm	65
Figure 45 – DSP du signal HRV de la Figure 43, correspondant au signal ECG 201 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=38 ULF :[<0.0033]Hz, VLF [0.0033 :0.04]Hz, LF [0.04 :0.15]Hz, HF [0.15 :0.4]Hz	66
Figure 46 - Signal HRV généré à partir du signal ECG 116 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database.....	67
Figure 47 - Histogramme des intervalles RR du signal N°116 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database RRmoy = 0.87s soit 69bpm.....	67
Figure 48 – DSP du signal HRV de la Figure 46, correspondant au signal ECG 116 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=37 ULF :[<0.0033]Hz, VLF [0.0033 :0.04]Hz, LF [0.04 :0.15]Hz, HF [0.15 :0.4]Hz	68

Liste de Tableaux

Tableau 1 – Puissances des bandes spectrales du signal HRV de la Figure 34, correspondant au signal ECG 100 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=41	60
Tableau 2 - Puissances des bandes spectrales du signal HRV de la Figure 37, correspondant au signal ECG 209 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=36	62
Tableau 3 - Puissances des bandes spectrales du signal HRV de la Figure 40, correspondant au signal ECG 215 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=13	64
Tableau 4 - Puissances des bandes spectrales du signal HRV de la Figure 43, correspondant au signal ECG 201 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=38	66
Tableau 5 - Puissances des bandes spectrales du signal HRV de la Figure 43, correspondant au signal ECG 201 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=38	68

Introduction générale

Chaque année, l'Organisation mondiale de la santé (OMS) révèle le nombre impressionnant de décès causés par les maladies cardiaques telles que les cardiopathies coronariennes, les maladies cérébro-vasculaires, les malformations cardiaques congénitales, les infarctus et les accidents vasculaires cérébraux (AVC), etc. Les maladies cardiovasculaires sont la première cause de décès dans le monde, dépassant les guerres, les épidémies, les catastrophes naturelles et les accidents de la route. En 2017, l'OMS a annoncé que plus de 17,7 millions de personnes sont décédées de maladies cardiovasculaires dans différents groupes d'âge. (1) C'est pourquoi la recherche en cardiologie et en neurologie dans le domaine biomédical accorde une grande importance au développement de techniques et de méthodes visant à évaluer la fonction cardiaque de manière définitive, à améliorer les techniques de diagnostic traditionnelles et à suivre régulièrement l'état de santé des individus, que ce soit à l'hôpital ou à domicile.

L'électrocardiogramme (ECG) est l'une des méthodes les plus efficaces et importantes pour détecter et surveiller les anomalies cardiaques. Il est connu comme un outil de mesure non invasif et peu coûteux. De plus, la variabilité de la fréquence cardiaque (HRV) a été suggérée comme un indicateur prometteur, car elle fournit de nombreuses informations importantes issues de l'ECG et peut aider aux diagnostics cliniques.

La variabilité de la fréquence cardiaque (HRV : Heart Rate Variability) est un paramètre secondaire extrait de l'ECG qui représente la variance temporelle entre les battements cardiaques consécutifs (intervalles RR). Cette variance est le reflet du contrôle de la fréquence cardiaque. Elle est influencée et modulée par le système hormonal et le système nerveux autonome (SNA), qui se compose de deux voies opposées et fonctionne en même temps : une activité sympathique cardio-accélétratrice et une activité parasympathique cardio-décélétratrice.

Pour obtenir le signal HRV, il est nécessaire d'utiliser des algorithmes et des méthodes pour détecter les complexes QRS du signal ECG. L'algorithme de Pan-Tompkins est l'un des algorithmes les plus fiables et excitants pour effectuer cette étape, avec un taux de détection supérieur à 99%.

Les techniques d'analyse de la variabilité de la fréquence cardiaque visent à analyser l'activité du système nerveux autonome (SNA) et à identifier les anomalies cardiaques. L'analyse spectrale d'un signal consiste à calculer sa distribution de puissance dans le domaine fréquentiel. Des estimateurs de densité spectrale de puissance paramétriques ou non paramétriques peuvent être utilisés pour estimer le contenu fréquentiel du signal HRV, et deux paramètres critiques du domaine fréquentiel sont obtenus : la puissance basse fréquence (LF) de 0,04 à 0,15 Hz, qui représente à la fois les influences sympathiques et vagales, et la puissance haute fréquence (HF) de 0,15 à 0,40 Hz, qui reflète la modulation du tonus vagal. Le rapport LF/HF indique l'équilibre entre les tonalités sympathiques et vagales.

Ce mémoire de fin d'études est composé de trois chapitres, organisés comme suit. Tout d'abord, le premier chapitre intitulé "Systèmes cardiovasculaire et nerveux autonome" présentera les notions de base anatomiques et physiologiques des deux systèmes cardiovasculaire et nerveux autonome, ainsi que les relations entre ces deux systèmes. Une définition de la variabilité de la fréquence cardiaque sera également donnée, soulignant son importance dans les domaines médical et sportif en tant qu'indicateur de l'état de santé et de la forme physique, ainsi qu'un détecteur d'anomalies, de stress, de fatigue, etc. Ce premier chapitre contient aussi une présentation de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database.

Ensuite, dans le deuxième chapitre intitulé "Traitement du signal HRV ", nous aborderons la détection du complexe QRS, et ce par l'entremise de l'algorithme de Pan-Tompkins. Nous présenterons également l'analyse du signal par des méthodes temporelles et spectrales (paramétriques et non-paramétriques).

Enfin, dans le troisième chapitre, intitulé « Analyse spectrale paramétrique autorégressive du signal HRV », nous présentons les résultats de détection des complexes QRS en utilisant l'algorithme de Pan-Tompkins. Nous présenterons aussi les résultats de l'analyse spectrale, à travers le périodogramme et la méthode de Yule-Walker par modélisation autorégressive (AR) du signal HRV. Nous traitons les signal ECG de la base de de données MIT-BIH Arrhythmia Database. Ce document se termine par une conclusion générale.

Chapitre 1 Systèmes cardiovasculaire et nerveux autonome

I. Introduction

Chaque année, le taux de décès liés aux maladies cardiovasculaires augmente à l'échelle mondiale. Afin de réduire cette hausse de mortalité, les cardiologues exploitent la variabilité du rythme cardiaque (HRV : Heart Rate Variability) pour analyser et suivre en continu le système cardiovasculaire des patients atteints de maladies cardiaques. La variabilité du rythme cardiaque peut être explorée à l'aide de différents examens, dont certains sont non-invasifs, tels que l'électrocardiogramme (ECG).

Dans ce chapitre, nous abordons les propriétés physiologiques et anatomiques du système cardiovasculaire ainsi que du système nerveux autonome (SNA). De plus, nous explorons l'influence du système nerveux autonome sur le rythme cardiaque.

II. Système cardiovasculaire

Le corps humain est constitué de dix systèmes, chacun ayant sa propre composition et ses caractéristiques spécifiques. Parmi tous ces systèmes, le système cardiovasculaire, également appelé système circulatoire, est principalement composé du cœur et d'un réseau de vaisseaux sanguins (artères, artérioles, capillaires, veinules et veines). Ces vaisseaux sanguins transportent le sang du cœur vers les différents organes de l'organisme, permettant ainsi la distribution de l'oxygène et des nutriments essentiels dont les cellules ont besoin pour fonctionner correctement, tout en éliminant leurs déchets [1].

Le cœur, situé dans la cage thoracique entre les poumons et légèrement décalé vers la gauche (Figure 1), est l'organe moteur le plus important du système cardiovasculaire. Il est principalement constitué de muscles qui reçoivent du sang riche en oxygène des poumons et le pompent vers toutes les cellules du corps. Chez un homme adulte, il pèse environ 300 g, tandis que chez une femme, il pèse environ 250 g. Le cœur est divisé en deux parties : la partie gauche et la partie droite. Chaque partie est composée de deux cavités, une oreillette et un ventricule, qui

communiquent entre eux grâce à une valve. Du côté gauche, on trouve la valve mitrale et la valve aortique, tandis que du côté droit, on trouve la valve tricuspide et la valve pulmonaire. Ces valves permettent au sang de circuler dans une seule direction, de l'oreillette vers le ventricule [2].

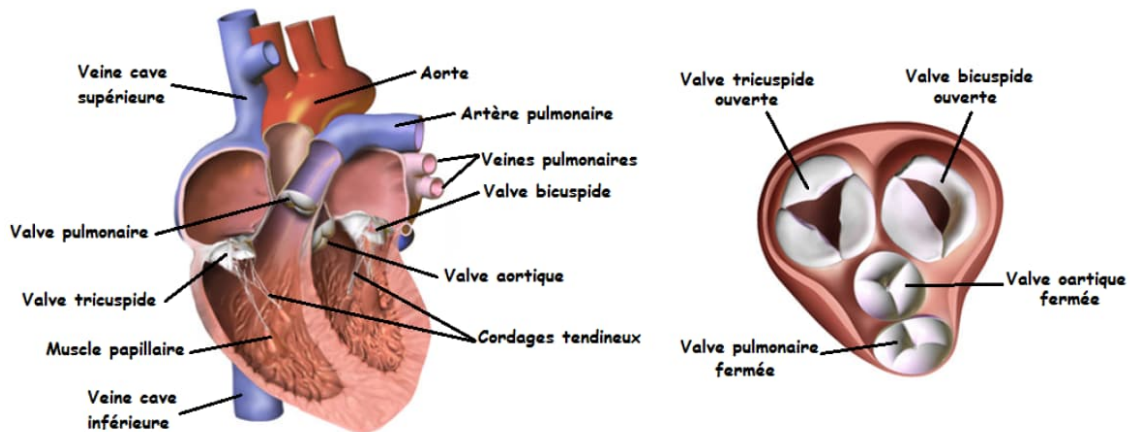


Figure 1 - Anatomie du cœur

II.1. Système de vascularisation

Les vaisseaux sanguins illustrés dans la Figure 2 sont des tubes creux qui jouent un rôle crucial dans la distribution des nutriments essentiels à la vie, les échanges gazeux et l'élimination des déchets. La paroi des vaisseaux sanguins est composée de trois couches distinctes : l'intima, la média et l'adventice. Ils se divisent en plusieurs types :

- Les artères transportent le sang riche en oxygène et en nutriments du cœur vers toutes les cellules du corps. Parmi les artères importantes, on trouve l'aorte et l'artère pulmonaire.
- Les veines ramènent le sang des tissus vers le cœur. Parmi les veines importantes, on trouve la veine pulmonaire, la veine cave inférieure et la veine cave supérieure.
- Les capillaires sont de minuscules vaisseaux sanguins, qui relient les réseaux veineux et artériels pour permettre les échanges gazeux.

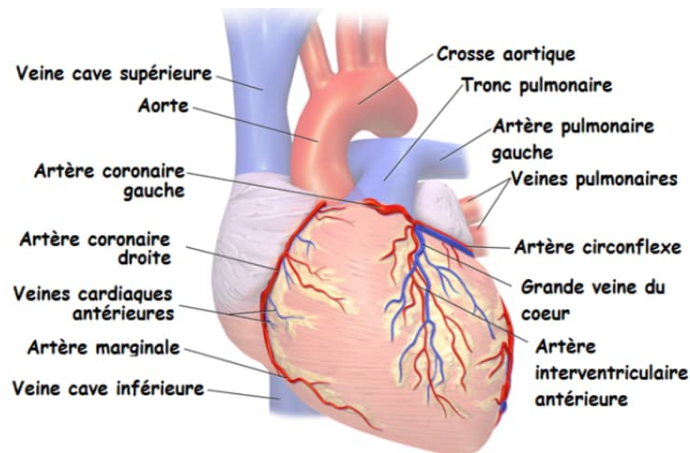


Figure 2 - Système de vascularisation

II.2. Circulation sanguine

Le sang circule dans l'organisme humain selon un circuit fermé, assurant ainsi l'approvisionnement en sang de tous les organes. Il existe deux circuits principaux : la circulation pulmonaire et la circulation systémique [3].

La circulation pulmonaire, également appelée la petite circulation (Figure 2), constitue une courte boucle entre le cœur et les poumons dont la fonction est d'assurer l'échange gazeux. Le sang désoxygéné provenant de diverses parties du corps est recueilli par l'oreillette droite, en provenance de trois veines : la veine cave supérieure, la veine cave inférieure et le sinus coronaire. Ce sang désoxygéné est ensuite envoyé vers le ventricule droit, puis vers les poumons via les artères pulmonaires. Après la ré-oxygénation dans les poumons, le sang retourne au cœur par l'intermédiaire des quatre veines pulmonaires, qui se déversent dans l'oreillette gauche.

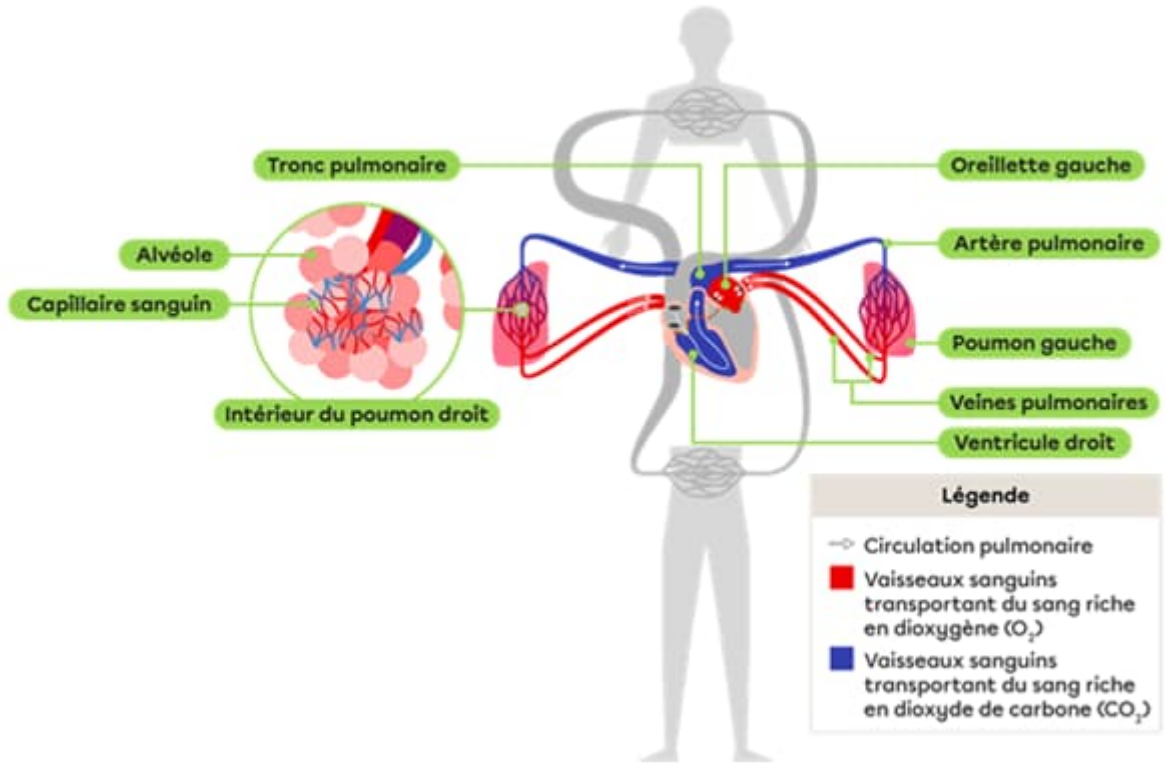


Figure 3 - Circulation pulmonaire

Dans le cas de la circulation systémique, également connue sous le nom de grande circulation (Figure 3), le sang oxygéné est acheminé vers l'oreillette gauche et ensuite dans le ventricule gauche. Il est ensuite propulsé dans l'aorte pour être distribué aux différents organes de l'organisme. Lorsque le sang revient vers le cœur, il doit entrer à nouveau dans le système circulatoire et retourner aux poumons pour éliminer le dioxyde de carbone et se recharger en oxygène. Ce processus se répète sans interruption afin de garantir un apport constant de sang aux organes et de permettre à l'oxygène et aux nutriments d'atteindre toutes les cellules du corps.

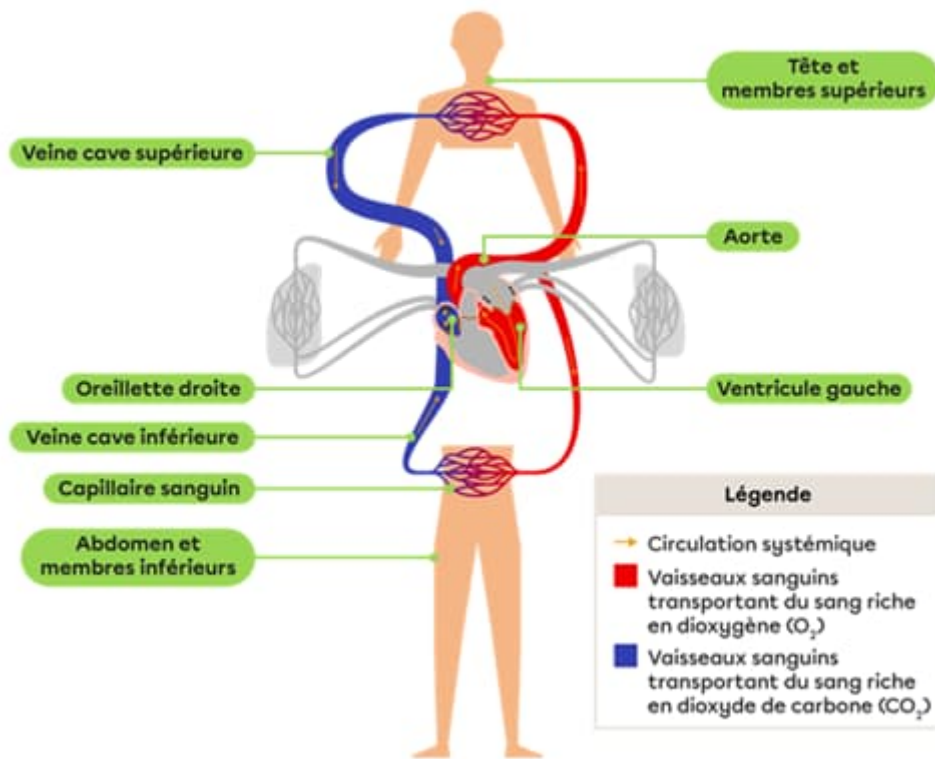


Figure 4 - Circulation systémique

II.3. Activité cardiaque

Le cœur est caractérisé par deux activités de natures distinctes, mécanique et électrique. L'activité mécanique du cœur correspond aux contractions et aux relâchements coordonnés des muscles cardiaques, permettant le pompage du sang à travers le corps. L'activité électrique du cœur, quant à elle, est responsable de la génération et de la propagation des signaux électriques à travers le myocarde. Ces signaux électriques régulent et synchronisent les contractions cardiaques, ce qui assure un rythme cardiaque régulier.

II.3.1. Activité mécanique du cœur

Le sang est pompé par le cœur vers toutes les cellules du corps, grâce à une combinaison d'activités mécaniques et électriques. Le cycle cardiaque est composé de deux phases : la systole et la diastole. Au début du cycle cardiaque, l'oreillette droite se remplit de sang désoxygéné provenant de l'ensemble du corps. Lorsque les oreillettes se contractent, la pression à l'intérieur de l'oreillette augmente, ce qui entraîne l'ouverture des valves auriculo-ventriculaires. Le sang

pénètre ensuite dans le ventricule droit jusqu'à son remplissage, ce qui provoque sa contraction, entraînant l'ouverture de la valve aortique. C'est la phase de systole ventriculaire qui permet de propulser le sang vers les vaisseaux sanguins à travers l'aorte. Ensuite, le sang oxygéné retourne à l'oreillette gauche, qui se contracte et pousse le sang à travers la valve mitrale dans le ventricule gauche. Les ventricules commencent ensuite à se détendre, la pression diminue et les valves se ferment. Cette phase de relaxation est appelée diastole ventriculaire. Au cours du cycle cardiaque, les valves s'ouvrent et se ferment, générant les bruits cardiaques B1 et B2. Le premier bruit cardiaque B1 est produit par la fermeture des valves auriculo-ventriculaires, tandis que le deuxième bruit cardiaque B2 est dû à la fermeture des valves sigmoïdes pulmonaires et aortiques.

II.3.2. Activité électrique du cœur

Le cœur dispose de sa propre activité électrique autonome indépendamment du système nerveux autonome (SNA). Les signaux électriques qu'il génère qui se propagent dans le myocarde, ce qui déclenche des contractions et des relaxations. Les tissus nodaux, qui propagent ces signaux électriques, se composent des éléments suivants : le nœud sinusal, le nœud auriculo-ventriculaire (ou nœud d'Aschoff Tawara), et le faisceau de His, qui se divise en deux branches, droite et gauche, qui se ramifient dans les ventricules à travers le réseau de Purkinje.

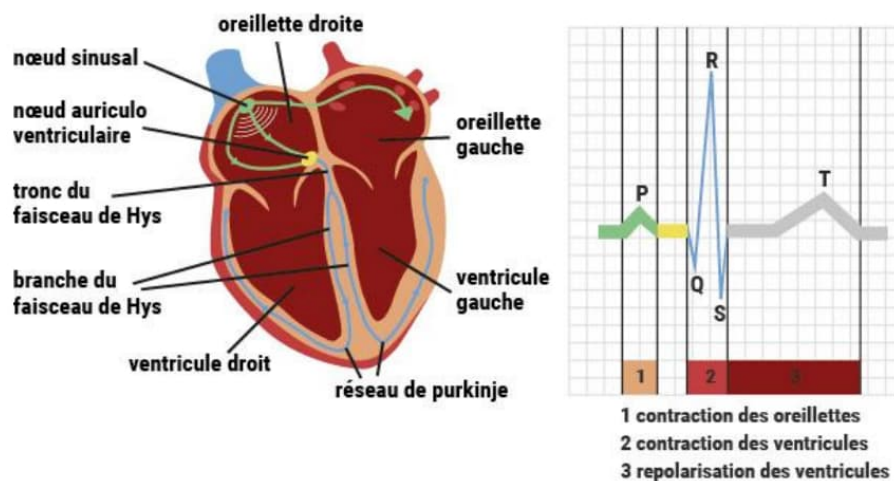


Figure 5 - Fonctionnement électrique du cœur

Selon Figure 5, l'activité électrique du cœur peut se résumer comme suit: premièrement, le signal électrique est généré au niveau du nœud sinusal et transmis aux oreillettes droite et gauche, ce qui provoque leur contraction pour acheminer le sang vers le ventricule. Ces impulsions électriques sont propagées au nœud auriculo-ventriculaire afin de transmettre le signal électrique aux ventricules par le biais de ses faisceaux, cela entraîne une contraction ventriculaire et l'injection de sang dans les poumons et le corps.

II.3.3. Fonction physiologique du cœur

L'activité électrique du cœur résulte de phénomènes bioélectriques. Elle englobe l'ensemble de l'activité électrique des cellules du myocarde. Les cellules cardiaques génèrent des impulsions à travers leur membrane. Au repos, les ions positifs (Na^+ , Ca^{2+}) se trouvent à l'extérieur de la cellule, tandis que les ions négatifs sont à l'intérieur.

Cette différence de concentration crée une différence de potentiel, déclenchant ainsi les phases de dépolarisation et de repolarisation. Le potentiel d'action d'une cellule cardiaque se compose de 5 phases successives :

- Phase 0 (polarisation rapide) : ouverture des canaux de sodium, entrée de Na^+ dans la cellule et inversion rapide de sa polarité.
- Phase 1 (début de repolarisation, repolarisation initiale) : repolarisation rapide avec diminution de la conductance au Na^+ et sortie progressive de K^+ vers l'extérieur.
- Phase 2 : équilibre entre les ions entrants (Na^+ , Ca^{++}) à l'intérieur de la cellule et libération continue de K^+ vers l'extérieur.
- Phase 3 : équilibre entre les ions entrants (Na^+ , Ca^{++}) à l'intérieur de la cellule et sortie continue de K^+ chargé positivement vers l'extérieur.
- Phase 4 : rétablissement de l'équilibre ionique à l'intérieur et à l'extérieur de la cellule, avec sortie de Na^+ et Ca^{2+} vers l'extérieur et entrée de K^+ vers l'intérieur.

Ces phases successives du potentiel d'action permettent le bon fonctionnement du cœur en maintenant l'équilibre ionique nécessaire à sa contraction rythmique.

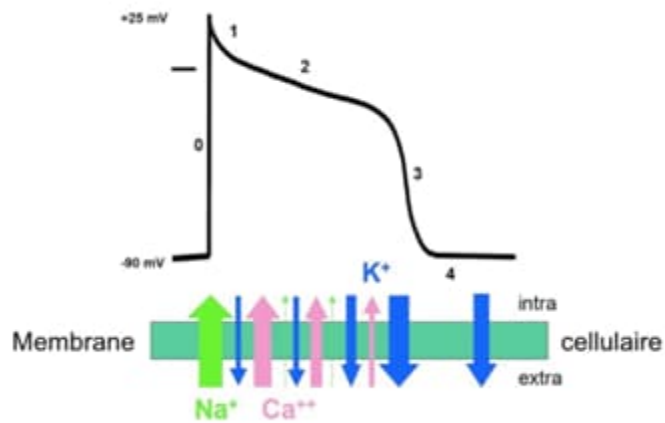


Figure 6 - Potentiel d'action

II.4. Electrocardiographie (ECG)

L'électrocardiographie est un outil médical non-invasif qui permet de procéder à un examen ECG pour explorer le système cardiovasculaire et de traduire l'activité électrique du cœur captée par des électrodes placées à des endroits précis sur le corps. Il existe plusieurs types d'électrocardiographes, qui peuvent varier en taille, support d'enregistrement (papier ou écran), ainsi qu'en termes de nombre d'électrodes. L'électrocardiogramme peut fournir des informations précieuses sur la santé cardiaque, notamment en détectant des arythmies telles que la tachycardie ou la bradycardie.



Figure 7 - Electrocardiographie

II.5. Electrocardiogramme

L'interprétation de l'ECG repose sur l'analyse de ses différentes ondes (P, QRS et T) en termes de morphologie et durée. Chacune d'entre elles porte des informations précieuses sur le fonctionnement du cœur [4].

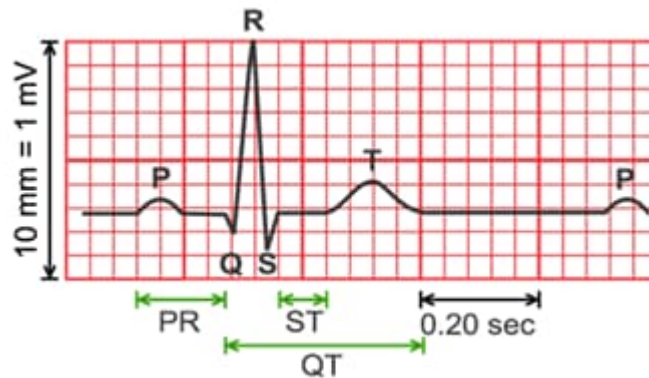


Figure 8 - Electrocardiogramme (ECG) normal

Comme illustré sur la Figure 8, l'onde P représente la dépolarisation auriculaire et est la première onde du cycle cardiaque. Sa durée doit être inférieure à 110 ms et son amplitude inférieure à 0,25 mV. Le complexe QRS, composé de trois ondes adjacentes qui suivent l'onde P, correspond à la dépolarisation ventriculaire. Sa durée est comprise entre 60 ms et 80 ms. L'onde T est une onde positive de faible amplitude, qui suit le complexe QRS et correspond à une dépolarisation ventriculaire. L'onde U est une onde positive qui apparaît principalement après l'onde T et représente la repolarisation des fibres de Purkinje. L'intervalle PR est le temps entre la dépolarisation des oreillettes et celle des ventricules. Sa durée est normalement comprise entre 120 et 200 ms. L'intervalle QT représente le temps entre la dépolarisation et la repolarisation des ventricules. Sa durée varie généralement entre 350 et 440 ms. L'intervalle RR, durée entre deux pics R successifs, permet de calculer le rythme cardiaque en nombre de battements par minute.

II.6. Dérivations

Le signal ECG est un outil non-invasif fournissant de nombreuses informations sur l'activité électrique du cœur. Ce signal est capté par des électrodes correctement positionnées et fixées à la peau du patient dans des régions spécifiques, formant des dérivations.

Une dérivation ECG représente une différence de potentiel électrique entre deux électrodes. Il existe 3 types de dérivations, à savoir, les dérivations bipolaires, dérivations unipolaires et dérivations précordiales.

II.6.1. Dérivations bipolaires

En 1941, Willem Einthoven [5] a mesuré l'activité électrique du cœur en utilisant le système bipolaire, qui consiste à mesurer l'ECG entre deux électrodes périphériques (éloignées du cœur). Son principe repose sur le positionnement des trois électrodes en forme de triangle, une sur le bras gauche, une autre sur le bras droit et la dernière sur la jambe gauche [6].

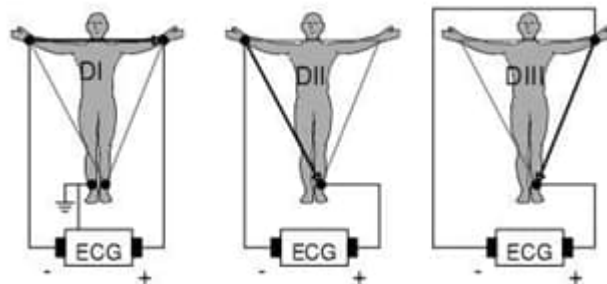


Figure 9 - Système de dérivation bipolaire

La dérivation DI: mesure de la différence de potentiel entre le bras droit et le bras gauche, comme exprimé en (1) ;

$$DI = VL - VR \quad (1)$$

La dérivation DII: mesure de la différence de potentiel entre la jambe gauche et le bras droit, , comme exprimé en (2) ;

$$DII = VF - VR \quad (2)$$

La dérivation DIII: mesure de la différence de potentiel entre la jambe gauche et le bras gauche, comme exprimé en (3) ;

$$DIII = VF - VL \quad (3)$$

Où VR: potentiel du bras droit, VL : potentiel du bras gauche, VF : potentiel de la jambe gauche.

II.6.2. Dérivations unipolaires

Les dérivations unipolaires permettent de mesurer la différence de potentiel entre le point de référence (point théorique au centre du Triangle de Einthoven) et chacune des électrodes du bras droit, du bras gauche et de la jambe gauche respectivement. Ce système de dérivation est basé sur la théorie de Wilson et Goldberger [7].

$$aV_R = V_R - (V_L + V_F)/2$$

$$aV_L = V_L - (V_R + V_F)/2$$

$$aV_F = V_F - (V_L + V_R)/2$$

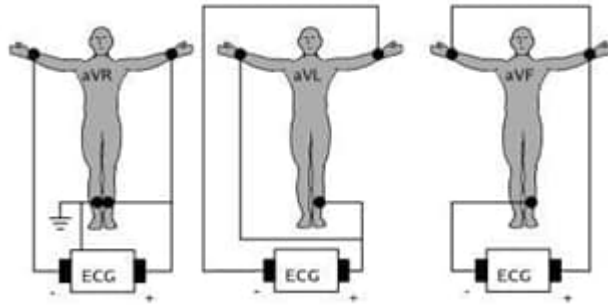


Figure 10 - Système de dérivation unipolaire

II.6.3. Dérivations précordiales

Ce type de dérivation est basé sur six dérivations précordiales (V1, V2, V3, V4, V5 et V6), dans lesquelles les électrodes sont situées du côté gauche de la paroi thoracique. Les différences de potentiel sont mesurées entre une électrode exploratrice fixée sur le thorax (point positif) et un point de référence (point négatif). Le positionnement des électrodes est le suivant :

- V1 : la première électrode est placée dans le 4e espace intercostal du côté droit du sternum.
- V2 : la deuxième électrode est placée dans le 4e espace intercostal du côté gauche du sternum.

- V3 : la troisième électrode est placée à mi-distance entre les deux électrodes V2 et V4.
- V4 : la quatrième électrode est positionnée sur le cinquième espace intercostal gauche, sur la ligne médio-claviculaire.
- V5 : la cinquième électrode est placée à mi-distance entre les deux électrodes V4 et V6, sur la ligne axillaire antérieure.
- V6 : la sixième électrode est positionnée au même niveau horizontal que V4 et V5, sur la ligne axillaire moyenne.

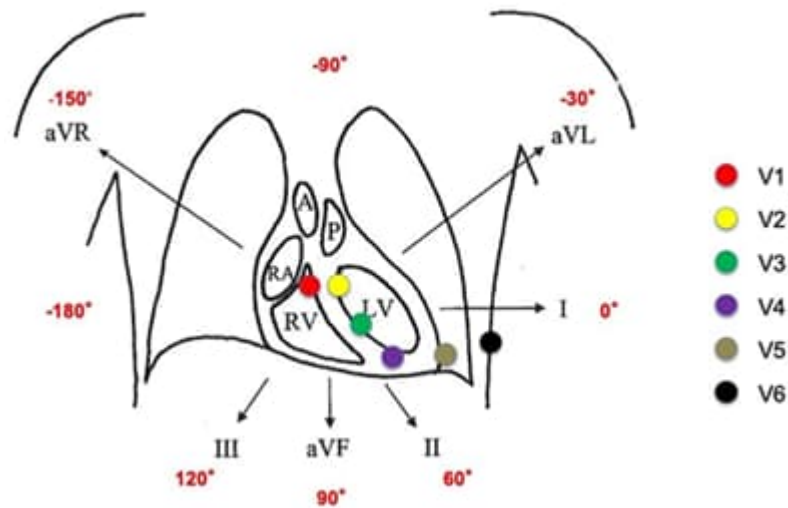


Figure 11 - Système de dérivation: précordiale

II.7. Arythmies cardiaques

Au repos, la fréquence cardiaque normale d'un adulte est généralement comprise entre 60 et 100 battements par minute (bpm). Une augmentation ou une diminution du rythme cardiaque, appelée arythmie, est associée à un dysfonctionnement cardiaque. Les arythmies cardiaques peuvent avoir de nombreuses causes, notamment des troubles congénitaux ou génétiques, le diabète, l'hypertension artérielle, le stress, l'âge, le tabagisme, la consommation de drogues, l'alcool, certains médicaments, etc. Il existe différents types d'arythmies, en fonction de la partie du cœur où elles se produisent (oreillettes ou ventricules) et de la vitesse des battements cardiaques. Les deux principaux types d'arythmie cardiaque sont la tachycardie et la bradycardie.

II.7.1. Tachycardie

La fréquence cardiaque est supérieure à la valeur normale (plus de 100 bpm) dans plusieurs conditions, telles que la fibrillation auriculaire ou ventriculaire, le flutter auriculaire, la tachycardie supraventriculaire, la tachycardie sinusale ou ventriculaire.

Flutter auriculaire

Correspond à la présence d'une impulsion électrique qui circule de manière chaotique dans les oreillettes, entraînant le cœur à battre à une vitesse élevée, généralement supérieure à 300 impulsions par minute.

Fibrillation auriculaire

La fibrillation auriculaire se caractérise par un rythme cardiaque rapide et irrégulier, causé par des impulsions électriques chaotiques dans les oreillettes. Cela entraîne une contraction désordonnée et inefficace du cœur. Cette condition est associée à de nombreuses complications, notamment une augmentation du risque d'accident vasculaire cérébral (AVC).

Tachycardie supra-ventriculaire paroxystique (TSVP)

La fréquence cardiaque pour ce type d'arythmie est généralement comprise entre 160 et 250 bpm, en raison d'une mauvaise circulation de l'impulsion électrique à travers le cœur.

Tachycardie sinusale ou ventriculaire

La tachycardie sinusale est une arythmie dans laquelle la fréquence cardiaque est supérieure à 100 battements par minute.

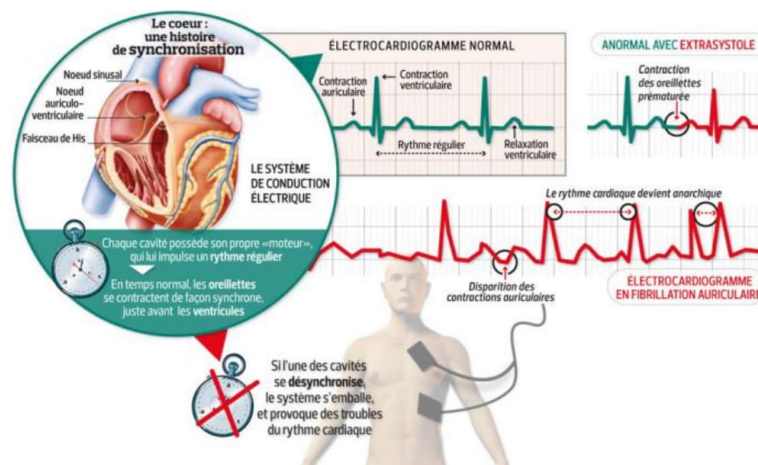


Figure 12 - Trouble du rythme (Exemple : fibrillation auriculaire)

II.7.2. Bradycardie

La fréquence cardiaque est inférieure à la valeur normale (inférieure à 60 bpm) dans des cas tels que le dysfonctionnement du nœud sino-auriculaire et le bloc auriculo-ventriculaire.

Le dysfonctionnement du nœud sinusal

Cette anomalie se caractérise par un rythme cardiaque lent, avec une fréquence inférieure à 50 battements par minute. Elle peut être intermittente ou permanente, et est causée par différents facteurs tels que le vieillissement, certains médicaments, le diabète, etc. Cette arythmie peut être traitée à l'aide d'un pacemaker ou de médicaments.

Bloc auriculo-ventriculaire

Le bloc auriculo-ventriculaire est dû à une transmission faible ou altérée des impulsions électriques entre les cavités cardiaques supérieures (oreillettes) et inférieures (ventricules).

III. Système nerveux autonome

La sensibilité consciente, les mouvements volontaires et involontaires, la régulation du fonctionnement du corps et la communication entre les différentes parties du corps sont des fonctions orchestrées et contrôlées par le système nerveux [8]. Ses fonctions peuvent être résumées en trois termes : réception, traitement de l'information et réponse. Ce système est considéré comme le plus complexe du corps humain en raison de son réseau sophistiqué de nerfs et de neurones, qui transmettent des signaux et des informations entre le cerveau, la moelle épinière et diverses parties de l'organisme, assurant ainsi une communication bidirectionnelle. Il est composé de deux parties principales : le système nerveux central et le système nerveux périphérique.

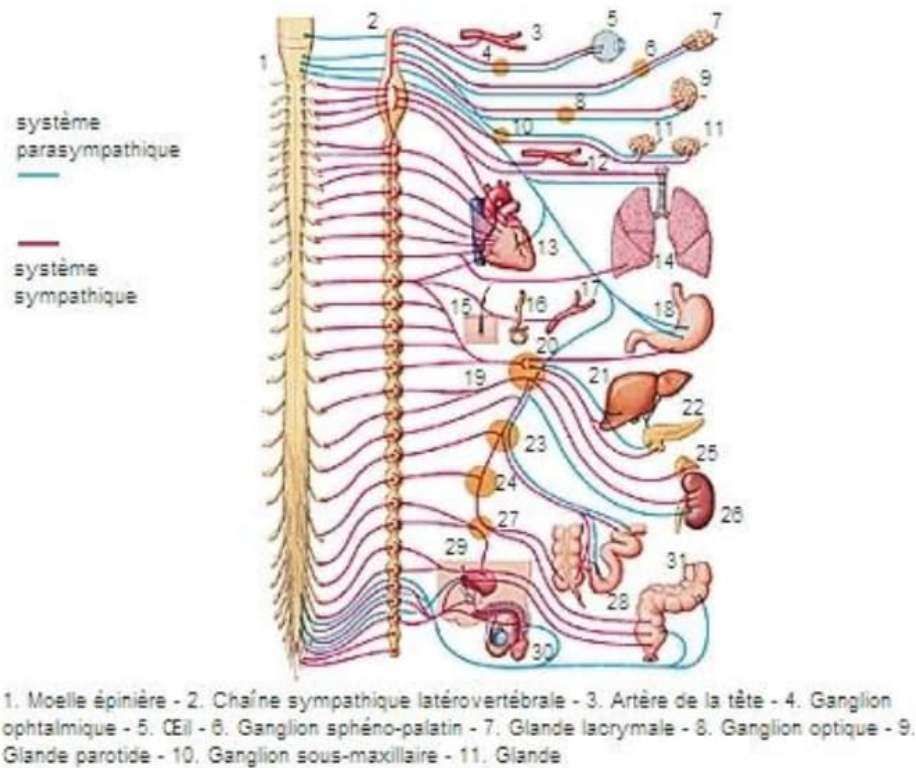


Figure 13 - Système nerveux autonome

III.1. Système nerveux central (SNC)

Le système nerveux central (SNC) comprend l'encéphale, la moelle épinière et les nerfs optiques situés dans le canal rachidien. Son rôle essentiel est de contrôler la plupart des fonctions du corps. Il reçoit des informations provenant des différentes parties du corps, interprète ces signaux, les mémorise et organise les réponses appropriées. Il renvoie ensuite des commandes aux organes et aux tissus pour réguler leur fonctionnement et coordonner les actions du corps.

III.2. Système nerveux périphérique (SNP)

Le système nerveux périphérique (SNP) est la partie du système nerveux située à l'extérieur du système nerveux central. Il comprend les nerfs, les nerfs crâniens et les racines nerveuses qui assurent la communication entre le système nerveux central et les différentes parties du corps. Le SNP se divise en deux systèmes distincts, à savoir le système nerveux somatique et le système nerveux autonome, qui ont des rôles spécifiques.

Le système nerveux autonome est responsable des fonctions involontaires du corps, telles que la respiration, la digestion, le rythme cardiaque et la régulation des glandes. Il se subdivise

en deux parties : le système nerveux sympathique et le système nerveux parasympathique. Le système nerveux sympathique permet au corps de réagir de manière spontanée en cas de stress, de peur ou d'urgence. Le système nerveux parasympathique prépare le corps à se détendre et à maintenir un fonctionnement normal dans des situations non stressantes. Le système nerveux somatique contrôle les mouvements volontaires du corps, tels que la marche, la course et la parole.

III.3. Relation entre le système nerveux autonome et le système cardiovasculaire

Le système nerveux autonome se compose de deux activités distinctes : l'activité sympathique et l'activité parasympathique. Le système nerveux sympathique contrôle les réponses du corps en situation de stress, notamment en augmentant la fréquence cardiaque. Ce processus est effectué par les nerfs rachidiens qui sont stimulés, permettant ainsi au cerveau de communiquer avec différentes parties de l'organisme [9]. En revanche, le système nerveux parasympathique, activé par la stimulation des nerfs crâniens (comme le nerf vague) et les nerfs sacrés, a un effet opposé. Il favorise la relaxation et la diminution de la fréquence cardiaque, parmi d'autres fonctions régulatrices. Ces deux systèmes du système nerveux autonome travaillent en équilibre pour maintenir la régulation du corps, avec des réponses adaptées aux différentes situations rencontrées.

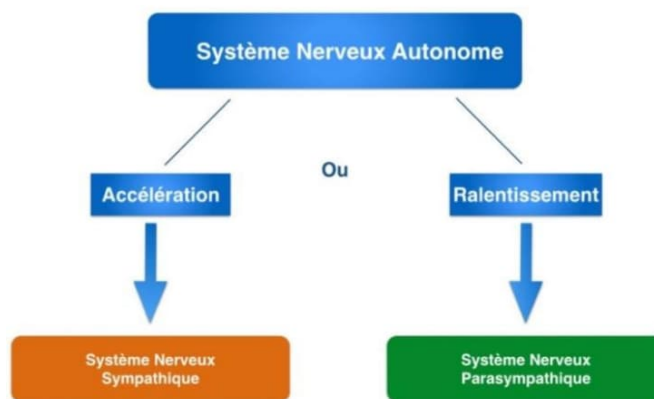


Figure 14 - Relation entre le système nerveux autonome et le Système cardiovasculaire

III.4. Variabilité du rythme cardiaque

Les signaux physiologiques tels que l'ECG (électrocardiogramme), l'EEG (électroencéphalogramme), l'EMG (électromyogramme), la PPG (photopléthysmographie) et la

VRC (variabilité de la fréquence cardiaque) sont des outils de diagnostic essentiels utilisés par les médecins et le personnel médical pour obtenir des informations et des indicateurs sur l'état de santé de l'être humain.

Dans ce projet de fin d'études, nous développerons des outils de traitement numérique du signal que nous appliquerons au signal de la variabilité du rythme cardiaque (VRC), dans le but d'aide au diagnostic médical.

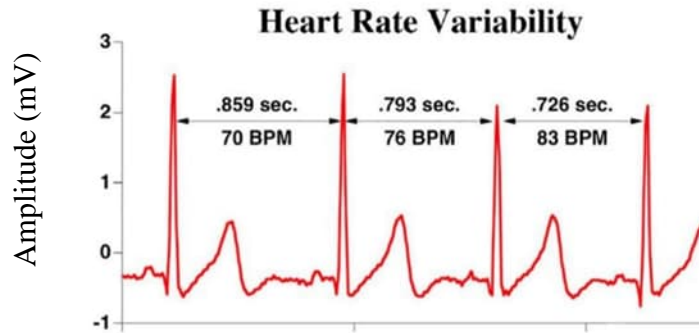


Figure 15 - Variation temporelle entre les battements cardiaque (les pics R)

La variabilité du rythme cardiaque (HRV : Heart Rate Variability) correspond à la variation temporelle entre les battements cardiaques délimités par les pics R du signal ECG sur une durée donnée. Les pics R sont détectés à l'aide de l'algorithme Pan-Tompkins [10], ce qui permet de calculer les variations des intervalles RR et de les représenter sous forme de signal HRV. Il s'agit d'un signal non-stationnaire qui varie dans le temps. Son analyse peut être effectuée en utilisant différentes approches, telles que les méthodes temporelles, non-linéaires, fréquentielles, temps-échelle et temps-fréquence.

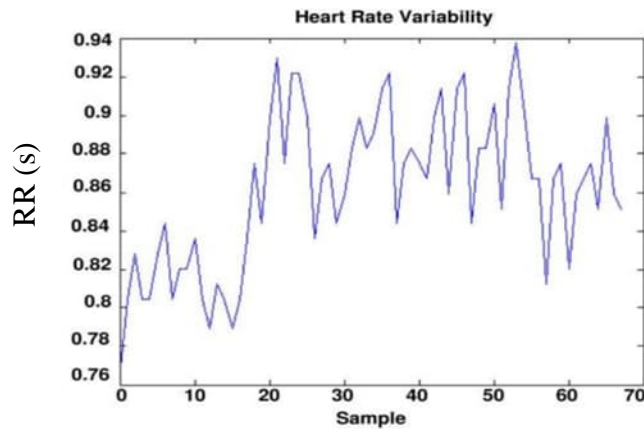


Figure 16 - Variabilité du rythme cardiaque (HRV)

IV. Base de données

Dans ce projet de fin d'études, nous analysons les enregistrements ECG de la base de données physiologique « MIT-BIH Arrhythmia Database » [11]. Cette base de données a été acquise et collectée entre 1975 et 1979. Elle contient 48 enregistrements ECG d'une durée de demi-heure pour 47 individus, comprenant 25 hommes âgés de 32 à 89 ans et 22 femmes âgées de 23 à 89 ans. Les enregistrements sont échantillonnés à une fréquence de 360 Hz [12].

IV.1. Conclusion

L'étude de la variabilité du rythme cardiaque (HRV) permet aux praticiens d'évaluer l'état de santé cardiaque et de comprendre l'interaction entre le système cardiaque et le système nerveux autonome (SNA), notamment en ce qui concerne les arythmies cardiaques. Dans ce chapitre, nous avons présenté l'anatomie et la physiologie du système cardiovasculaire et du système nerveux, ainsi que la relation entre ces deux systèmes. Nous avons également abordé les différents troubles du rythme cardiaque et donné une description de la variabilité du rythme cardiaque. Le chapitre suivant sera consacré à l'introduction de différentes méthodes de traitement du signal HRV. Nous commencerons par l'algorithme de détection du complexe QRS (Pan-Tompkins), puis nous aborderons la génération du signal HRV et les méthodes d'analyse spectrale.

Chapitre 2 Traitement du signal HRV

I. Introduction

A travers l'état de l'art, la génération du signal HRV est basée sur la détection des pics R du complexe QRS du signal ECG. Les pics R marquent le début des cycles cardiaques et peuvent être détectés à l'aide de l'algorithme Pan-Tompkins, qui est connu pour sa performance supérieure par rapport à d'autres algorithmes existants dans la littérature. Le signal HRV est un signal non-stationnaire qui peut être analysé à l'aide de méthodes spectrales. Celles-ci comprennent des méthodes d'analyse non-paramétriques telles que le périodogramme et la méthode de Welch, ainsi que des méthodes paramétriques telles que la modélisation autorégressive (AR). Ces méthodes permettent d'extraire les informations contenues dans le signal HRV. Dans ce chapitre, nous présenterons l'algorithme de détection du pic R pour générer le signal HRV, ainsi que les techniques d'analyse spectrale pouvant être appliquées au signal HRV.

II. Méthodes de détection du complexe QRS

Il existe de nombreux algorithmes de détection des complexes QRS dans un signal ECG. Dans cette section, nous présenterons quelques algorithmes couramment utilisés dans la littérature, tels que l'algorithme Pan-Tompkins, l'algorithme de Daskalov et Christov, ainsi que l'algorithme de Fraden-Neuman. La détection du complexe QRS est une étape essentielle de notre projet, car elle permet de générer le signal de variabilité du rythme cardiaque. De nombreux chercheurs ont proposé différentes méthodes et algorithmes pour assurer une détection fiable des pics R du complexe QRS. Ces algorithmes sont généralement divisés en deux étapes. La première étape consiste au prétraitement du signal, qui comprend l'utilisation de filtres pour éliminer le bruit, l'effet de base et les interférences telles que les ondes P et T. La deuxième étape consiste à prendre une décision en se basant sur des critères de seuillage pour détecter les pics R. Ces algorithmes visent à améliorer la précision de la détection du complexe QRS afin d'obtenir des résultats fiables pour l'analyse ultérieure de la variabilité du rythme cardiaque.

II.1. Algorithme de Pan-Tompkins

L'algorithme de Pan-Tompkins a été développé par Jiapu Pan et Willis J. Tompkins pour détecter les complexes QRS dans les signaux ECG. Ils ont validé leur algorithme sur la base de données d'arythmies MIT-BIH Arrhythmia Database. L'algorithme de Pan-Tompkins s'appuie sur l'analyse numérique de différentes formes d'ondes du signal ECG et ajuste automatiquement des seuils et des paramètres pour s'adapter à l'évolution de la morphologie et du rythme cardiaque [10]. Cet algorithme est défini comme suit:

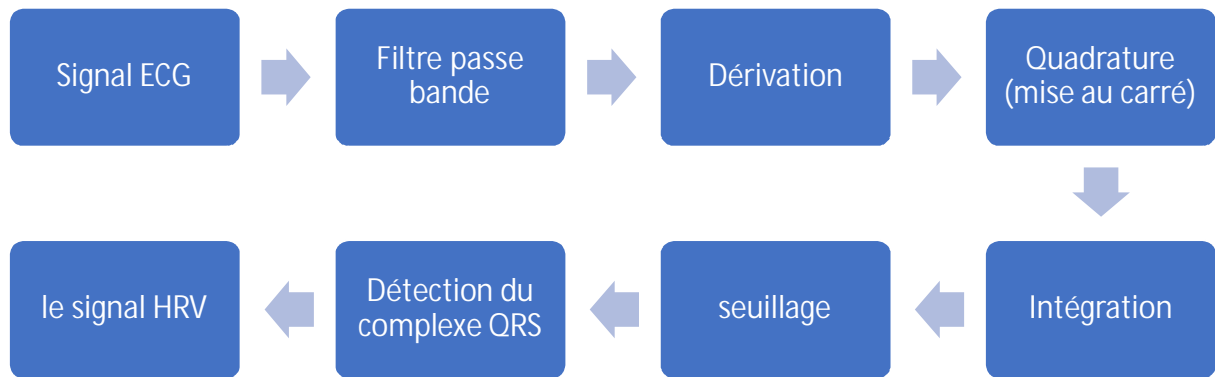


Figure 17 – Algorithme de Pan-Tompkins

II.1.1. Filtre passe-bande

Ce filtre possède une bande passante comprise entre 5 et 15 Hz, ce qui permet de maximiser l'énergie du complexe QRS et d'éliminer différents types de bruits qui peuvent accompagner le signal ECG, tels que les fluctuations de la ligne de base, les mouvements du patient, les interférences du réseau 50 Hz et les interférences des ondes (T & P). Ce filtre est composé de deux filtres : un filtre passe-bas et un filtre passe-haut.

II.1.2. Filtre passe bas

Il s'agit d'un filtre passe-bas de second ordre qui permet d'atténuer le bruit à haute fréquence. Sa fréquence de coupure est de 12 Hz, avec un gain égal à 36 et un délai de traitement de 5 échantillons. Ce filtre est utilisé pour filtrer le signal ECG et éliminer les composantes de bruit indésirables.

La fonction de transfert de ce filtre est défini par (4) ;

$$H(z) = \frac{(1-z^{-6})^2}{(1-z^{-1})^2} \quad (4)$$

II.1.3. Le filtre passe-haut

Ce filtre permet d'atténuer les bruits de basses fréquences. Il s'agit d'un filtre passe-haut du premier ordre avec une fréquence de coupure de 5 Hz, un gain égal à 32 et un délai de traitement de 16 échantillons. Ce filtre est utilisé pour éliminer les composantes de basses fréquences indésirables du signal ECG. Sa fonction de transfert est donnée par (5) ;

$$H(z) = \frac{(-1+32z^{-16}+z^{-32})}{(1+z^{-1})} \quad (5)$$

II.1.4. Filtre dérivateur

Ce filtre dérivateur met en évidence la pente de l'onde R du signal ECG filtré. La fonction de transfert de ce filtre est donnée par (6) ;

$$H(z) = \frac{1}{8T} (-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z^1 + z^2) \quad (6)$$

II.1.5. Mise au carré

Cette étape consiste à effectuer la mise au carré, comme exprimé en (7), du signal point par point, c'est-à-dire à amplifier le signal dérivé et à le rendre positif. Cela permet de mettre en évidence les pics R du signal ECG et d'accentuer leur amplitude pour faciliter leur détection ultérieure.

$$Y(nT) = [x(nT)]^2 \quad (7)$$

II.1.6. Intégration

Dans cette étape, une fenêtre d'intégration mobile est appliquée pour sommer les valeurs du signal sur une période donnée, ce qui permettra d'améliorer la détection des pics R. Le signal résultant est calculé en (8);

$$y(nT) = \frac{1}{N} [x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)] \quad (8)$$

avec N représente le nombre des échantillons de la fenêtre d'intégration mobile, et T est la période d'échantillonnage.

II.1.7. Seuillage

Après avoir traité le signal ECG, l'algorithme Pan-Tompkins, à travers une approche de seuillage d'amplitude permet de détecter le complexe QRS [13].

III. Analyse du signal HRV

Un signal est une représentation de l'évolution d'une grandeur au fil du temps. Un signal donné peut être analysé dans les domaines temporel, fréquentiel, temps-fréquence et temps-échelle [15]. L'analyse permet d'extraire des caractéristiques pertinentes exploitables dans l'étape de classification.

L'analyse du signal HRV permet d'évaluer l'activité sympathique et parasympathique du système nerveux autonome, ce qui conduit à estimer l'équilibre sympatho-vagal. Dans ce projet de fin d'études, nous avons exploré le contenu du signal HRV à travers des méthodes spectrales. Cependant, nous présenterons dans la section suivante l'analyse temporelle du signal HRV, et ce afin d'apprécier la nature des informations que contient ce signal [16].

III.1. Analyse temporelle

L'analyse du signal de HRV dans le domaine temporel [17] permet d'étudier l'évolution du signal par rapport au temps à travers des paramètres statistiques. Les paramètres statistiques suivants [18] sont couramment utilisés :

III.1.1. RR moyen

Ce paramètre représente la moyenne des intervalles RR. Il est donnée par (9) ;

$$RR_m = \frac{\sum_1^N RR_1 + \dots + RR_N}{N} \quad (9)$$

Avec RR_i représente l'intervalle RR d'ordre i , et N représente le nombre total des intervalles RR.

III.1.2. Racine carrée de la moyenne des différences successives (RMSSD)

Ce paramètre, aussi dénoté RMSSD (Root Mean Square of successive differences) représente la racine carrée des différences quadratiques moyennes des intervalles RR adjacents, comme exprimée en (10) ;

$$\text{RMSSD} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_1^{N-1} (\text{RR}_{n+1} - \text{RR}_n)^2} \quad (10)$$

III.1.3. Écart-type des intervalles RR (SDNN)

Ce paramètre correspond à l'écart-type de la durée des intervalles RR. Il est noté SDNN (Standard Deviation of NN Intervals). Il est exprimé en (11) ;

$$\text{SDNN} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_1^N (\text{RR} - \text{RR}_m)^2} \quad (11)$$

III.1.4. NN50

Ce paramètre représente le nombre de d'intervalles NN consécutifs dont l'écart est supérieur à 50 ms. Ce paramètre permet d'apprécier le nombre de fluctuations dans la durée RR, ce qui représente l'influence du système nerveux autonome sur le rythme cardiaque. Un NN50 élevé indique une variabilité élevée du rythme cardiaque.

III.1.5. Pourcentage d'intervalles NN50 (PNN50)

Ce paramètre représente le pourcentage d'intervalles NN successifs dont la différence de durée est supérieure à 50 ms par rapport à l'ensemble des intervalles NN. C'est la proportion de NN50 divisé par le nombre total des intervalles RR, comme exprimé en (12) ;

$$p\text{NN50} = \frac{\text{NN50}}{N-1} \times 100 \quad (12)$$

IV. Analyse spectrale

La densité spectrale de puissance (DSP) est une méthode analytique permettant de représenter les différentes composantes spectrales d'un signal. Elle est obtenue en prenant le carré du module de la transformée de Fourier [19]. La DSP est utilisée dans de nombreux domaines tels que la physique, les communications et les applications biomédicales.

Plusieurs méthodes sont utilisées pour estimer la densité spectrale de puissance (DSP) en utilisant des approches paramétriques ou non-paramétriques [20]. Dans ce travail, nous utiliserons les modèles autorégressifs pour estimer la DSP du signal HRV en utilisant la méthode de Yule-Walker.

IV.1. Périodogramme:

Il s'agit d'une méthode d'estimation non paramétrique qui représente le carré du module de la transformée de Fourier (TF) du signal [21]. La formule du périodogramme est définie par (13) ;

$$S_{P,XX}(f) = \frac{1}{T} \left| \sum_{t=2}^M X_t e^{-j2\pi ft} \right|^2 \quad (13)$$

Où M représente le nombre d'échantillons du signal analysé.

IV.2. Méthode de Welch

La méthode de Welch est une méthode d'estimation du spectre de puissance non paramétrique [21]. Il sert à améliorer le rendement du périodogramme (représenté par la moyenne du périodogramme modifié). Elle a été proposée par Peter. D Welch en 1967. Sa formule mathématique est donnée par:

La méthode de Welch est une méthode d'estimation non-paramétrique du spectre de puissance [21]. Elle vise à améliorer la performance du périodogramme en utilisant une moyenne du périodogramme modifié. Cette méthode a été proposée par Peter D. Welch en 1967. Sa formule mathématique est donnée par (14) ;

$$S(\omega) = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} \left\{ \frac{1}{L} \left| \sum_{k=0}^{L-1} x_{mk} e^{-j\omega k} \right|^2 \right\} \quad (14)$$

Où ω : représente la pulsation, x représente le signal analysé, f_k représente la fenêtre d'analyse.

IV.3. Analyse autorégressive (AR)

L'analyse spectrale comprend toutes les techniques permettant d'estimer la densité spectrale de puissance (DSP) d'un signal donné. Les modèles d'estimation paramétriques offrent une meilleure résolution fréquentielle, ce qui permet de caractériser le signal de variabilité du rythme cardiaque (HRV) et d'extraire un ensemble de paramètres. Ces modèles sont regroupés en trois catégories : les modèles autorégressifs (AR), les modèles à moyenne mobile (MA) et les modèles autorégressifs à moyenne mobile (ARMA).

Notre contribution à ce projet s'articule autour de l'usage du modèle autorégressive AR [21], qui est défini comme est un modèle de régression de série chronologique dans lequel la série est expliquée par ses valeurs antérieures plutôt que par d'autres variables [22]. Le modèle AR représenté par un filtre linéaire appelé « tous-pôle », sa fonction de Transfer est la suivante :

Notre contribution, dans ce projet de fin d'études, s'articule autour de l'utilisation du modèle autorégressif AR [21] dans l'estimation de la DSP du signal HRV. Le modèle AR est défini comme un modèle régressif dans lequel le signal est modélisé par ses valeurs antérieures [22]. Le modèle AR est un filtre linéaire du type « tout-pôle », et sa fonction de transfert peut être exprimée en (15) ;

$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{1}{1 + \sum_{n=1}^N a_n z^{-n}} \quad (15)$$

Dans la section suivante, nous présenterons la technique que nous utiliserons pour déterminer l'ordre du modèle AR au cours de l'estimation spectrale.

V. Critère d'information d'Akaike:

En 1973, Hirotugu Akaike a proposé le critère d'information d'Akaike (AIC : critère d'information d'Akaike) comme mesure de la qualité d'un modèle statistique [23]. Ce critère permet de pénaliser les modèles en fonction du nombre de paramètres pour favoriser la

parcimonie. Il s'applique aux modèles estimés par des méthodes de maximum de vraisemblance, telles que la variance, les régressions linéaires multiples, etc. Sa formule est définie en (16);

$$AIC = 2k - 2 \ln (L) \quad (16)$$

Où k représente l'ordre du modèle, $\ln(L)$ est le logarithme du maximum de vraisemblance.

Le modèle sélectionné est celui dont la valeur de l'AIC est la plus faible.

VI. Conclusion

Grâce à la mise au point d'outils de traitement digital, de nombreuses méthodes et algorithmes dédiés à la détection automatique des composés QRS ont été élaborés à partir de différentes techniques et ont donné une performance très élevée de plus de 99% des taux de détection, tels que l'algorithme de Pan-Tompkins, l'algorithme de Fraden-Neuman et la méthode de détection par filtres numériques de Daskalov et Christov. Dans ce chapitre, nous avons étudié les méthodes d'analyse spectrales qui doivent être utilisées pour caractériser le signal de la variabilité du rythme cardiaque, ainsi que l'extraction des caractéristiques à partir du contenu fréquentiel du signal. Le dernier chapitre présente les résultats obtenus après l'utilisation d'algorithmes de détection du complexe QRS aux enregistrements ECG de la base de données MIT-BIH arrhythmia database, ainsi que l'application des méthodes d'analyse spectrales sur le signal HRV.

Chapitre 3 Analyse spectrale paramétrique autorégressive du signal HRV

I. Introduction

Dans ce chapitre, nous analysons les signaux HRV générés à partir des signaux ECG de la base de données *MIT-BIH Arrhythmia Database*.

En premier lieu, nous montrons l'efficacité de la méthode de Yule-Walker en comparaison au périodogramme lors de l'analyse spectrale d'un signal synthétisé contenant 3 sinusoides à différentes fréquences et à amplitude unitaire. L'objectif est de bien délimiter les 3 raies spectrales sur le spectre du signal. L'ordre optimal du modèle autorégressif (AR) est déterminé à partir du critère d'information d'Akaike (AIC : Akaike Information Criterion).

Ensuite, nous traitons les signaux ECG de la base de données *MIT-BIH Arrhythmia Database* pour générer leurs signaux HRV respectifs. Nous analysons ces signaux HRV par la méthode de Yule-Walker. L'ordre du modèle AR est également déterminé par le critère d'information d'Akaike (AIC).

II. Données synthétiques

Nous synthétisons un signal $x(t)$ qui contient 3 sinusoides d'une amplitude unitaire, aux fréquences $f_1=70\text{Hz}$, $f_2=75\text{Hz}$ et $f_3=120\text{Hz}$. Les valeurs des fréquences f_1 et f_2 sont choisies relativement proches afin d'évaluer l'aptitude de la méthode d'analyse spectrale utilisée à pouvoir délimiter les raies spectrales du signal considéré pour l'analyse.

Calculons les densités spectrales de puissance de ce signal par le périodogramme et la méthode de Yule-Walker.

II.1. Périodogramme

En premier lieu, nous calculons le périodogramme du signal $x(t)$ en utilisant différentes fenêtres d'analyse. Les DSPs obtenues sont illustrées sur la Figure 18. Il est à noter l'aptitude de

résolution fréquentielle des périodogrammes calculés par les trois types de fenêtres, Hanning, Hamming, Gaussienne, et triangulaire. Cependant, les spectres obtenus sont affectés par une inconsistance statistique à estimer la densité spectrale de puissance du signal.

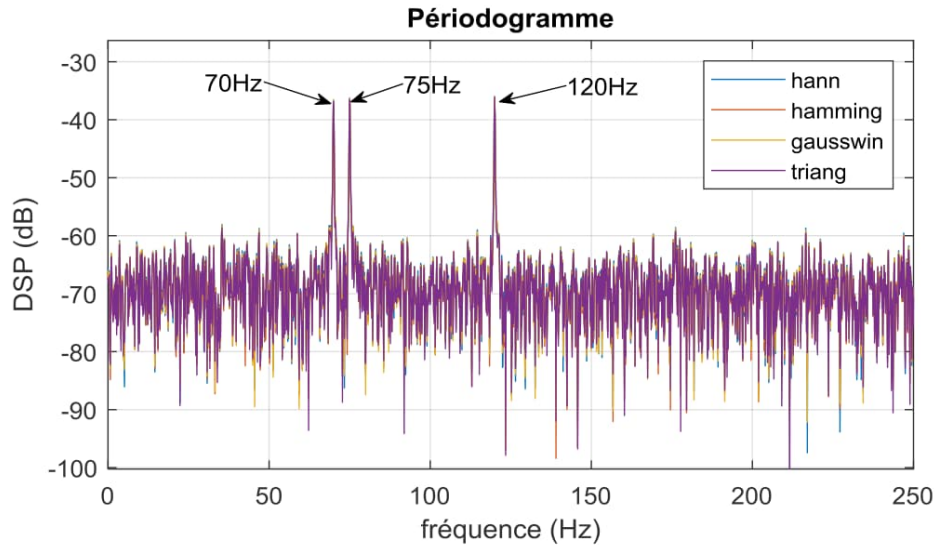


Figure 18 - Densités spectrales de puissance du signal $x(t)$ calculées par le périodogramme pour différentes fenêtres d'analyse

Par voie de conséquence, nous utiliserons la méthode de Yule-Walker pour aboutir à un résultat meilleur permettant d'estimer correctement la puissance du signal traité.

II.2. Méthode de Yule-Walker

La méthode de Yule-Walker estime les coefficients d'un modèle autorégressif (AR) d'ordre N du signal traité. Chaque échantillon du signal est représenté par une combinaison régressive linéaire de ses propres N échantillons précédents ajusté par les coefficients AR. La résolution d'un système d'équations linéaires établi entre les coefficients AR et la fonction d'autocorrélation du signal permet d'estimer la densité spectrale de puissance du signal analysé.

II.2.1. Ordre optimal du modèle AR

L'ordre optimal du modèle AR est déterminé à travers le Critère d'information d'Akaike (AIC). Le modèle AR construit à partir de cet ordre optimal permet de mieux représenter le

signal analysé. Cet ordre optimal est pris considération lors de l'analyse spectrale du signal HRV.

II.2.2. Critère d'information d'Akaike (AIC)

Le critère d'information d'Akaike (AIC : Akaike Information Criterion) (Akaike, 1974) permet de sélectionner l'ordre d'un modèle autorégressif (AR) à pouvoir représenter un signal donné (Arabnia, 2016). L'ordre optimal du modèle AR est déterminé itérativement sur la base d'une condition sur la valeur du gradient de l'information d'Akaike limitée à une erreur entre deux itérations successives. L'ordre optimal du modèle AR assure une valeur réduite de l'information AIC avec une moindre complexité du modèle.

L'expression de l'information d'Akaike est donnée par (17) ;

$$AIC = 2k - 2 \text{Ln}(\hat{L}) \quad (17)$$

avec L représente la fonction de vraisemblance et k représente l'ordre du modèle AR. La fonction de vraisemblance représente l'aptitude du modèle AR à modéliser le signal.

Le paramètre $2k$ augmente lorsque le nombre de paramètres du modèle AR augmente, ce qui pénalise la construction de modèles d'ordre élevé. Le terme $2 \text{Ln}(\hat{L})$ décroît lorsque le modèle représente mieux les données aux cours des itérations. A travers ce critère, nous cherchons le modèle qui représente mieux le signal traité avec une moindre complexité d'un ordre le plus réduit possible.

Le critère d'information d'Akaike assure un compromis entre la complexité du modèle et de son adéquation avec le signal traité.

II.3. Analyse du signal synthétisé

Calculons les densités spectrales de puissances du signal synthétisé $x(t)$ pour les ordres du modèle autorégressif égal à 5, 10 et 40, comme illustré sur la Figure 19. Les spectres obtenus sont progressifs par rapport à la bonne délimitation des trois raies spectrales, à 70Hz, 75Hz et à 120Hz. En effet, le spectre calculé à $N=5$ ne donne qu'une enveloppe qui englobe l'ensemble des trois raies spectrales. Le spectre calculé à $N=10$ arrive à repérer la raie spectrale à 120Hz, mais

englobe les deux composantes à 70Hz et à 75Hz comme une seule composante. Le spectre calculé pour $N=40$ arrive à donner une forme de spectre qui permet une bonne localisation de la composante à 120Hz, les composantes à 70Hz et à 75Hz sont légèrement séparées. Ces résultats nous montrent clairement la nécessité d'adopter une technique automatique de sélection de l'ordre du modèle autorégressif d'estimation spectrale qui s'adapte au signal traité. A cet effet, nous optons pour le critère d'information d'Akaike pour sélectionner l'ordre optimal du modèle AR.

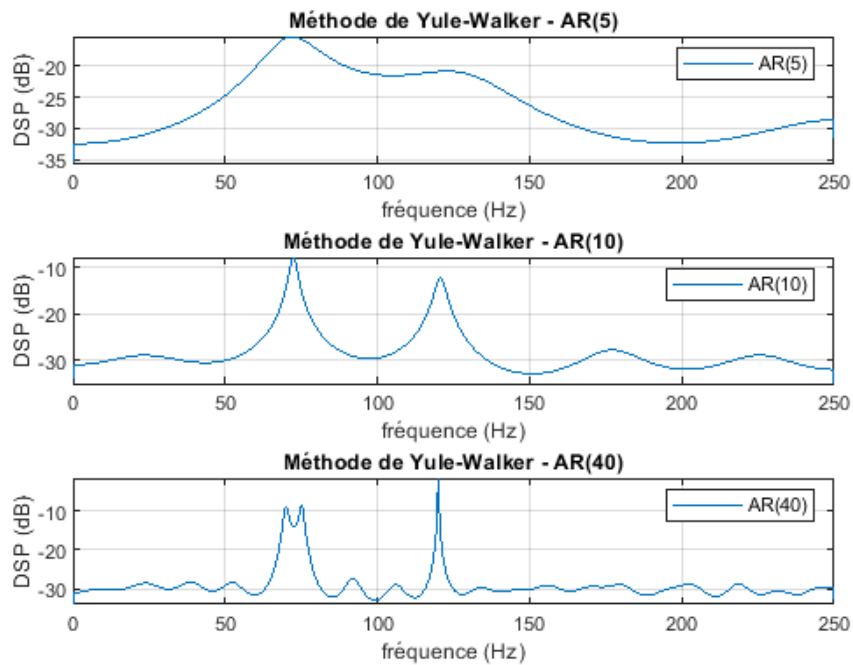


Figure 19 - Méthode de Yule-Walker, modèles AR d'ordres 5, 10 et 40

En itérant le programme de recherche de l'ordre optimal selon le critère d'information d'Akaike (AIC) entre 1 et 100, à un rapport signal-sur-bruit (SNR : Signal-to-Noise Ratio) égal 0.5 et une erreur de 0.1, nous aboutissons à un ordre = 90, comme illustré sur la Figure 20. La densité spectrale de puissance (DSP) obtenue est illustrée en Figure 21.

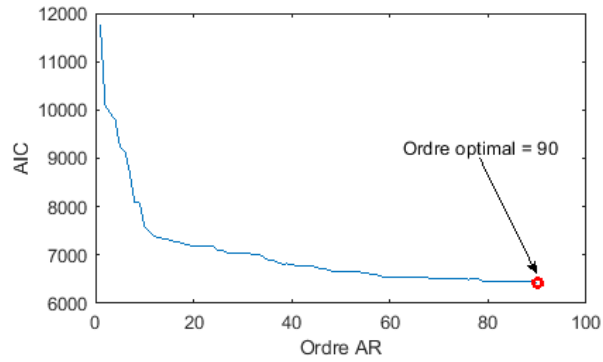


Figure 20 –AIC en fonction de l'ordre du modèle AR

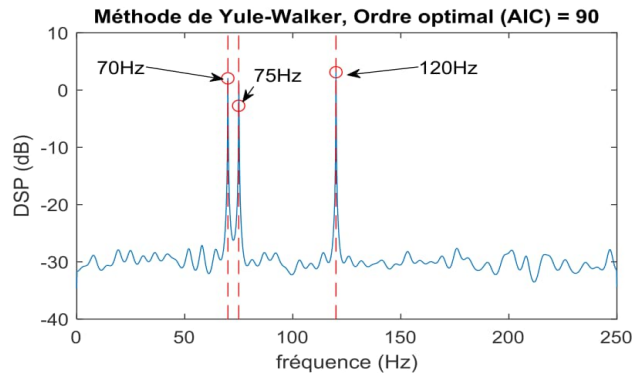


Figure 21 – DSP du signal $x(t)$ calculée par la méthode de Yule-Walker, Ordre optimal = 90

La DSP du signal $x(t)$, illustrée sur la Figure 21, calculée par la méthode de Yule-Walker à un l'ordre optimal déterminé par le critère d'information d'Akaike, égal à 90, représente convenablement le contenu du signal synthétisé $x(t)$. Les trois raies spectrales sont bien délimitées dans le domaine fréquentiel. Ce spectre est meilleur en comparaison à celui calculé par le périodogramme illustré sur la Figure 18. Dans la suite, nous adopterons cette technique d'estimation spectrale paramétrique à sélection d'ordre optimal par le critère d'information d'Akaike lors de l'analyse des signaux HRV.

III. Analyse du signal HRV

III.1. Base de données

Dans ce projet de fin d'études, nous explorons la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, qui contient 48 enregistrements ECG chacun d'une durée d'environ 30 minutes, recueillis de 47 sujets. Cette base de données a été enregistrée entre 1975 et 1979. Les enregistrements ont été numérisés à 360 échantillons par seconde à une résolution de 11 bits sur une plage de tension de 10 mV. Chaque enregistrement a été annoté par deux cardiologues ou plus. Cette base de données a été créée pour permettre l'évaluation des détecteurs d'arythmie cardiaque et pour la recherche fondamentale sur la dynamique cardiaque.

III.2. Génération du signal HRV

Nous procédons à la génération du signal HRV en détectant les complexes QRS du signal ECG, et ce par l'entremise de l'algorithme de Pan-Tompkins. Cet algorithme est utilisé pour détecter les complexes QRS dans les signaux électrocardiographiques (ECG). La détection du complexe QRS, qui représente la dépolarisation ventriculaire, permet de mesurer la fréquence cardiaque qui est corrélée à la santé cardiaque.

L'algorithme applique une série de filtres pour mettre en évidence la fréquence de la dépolarisation ventriculaire. Ces filtres permettent également de réduire le bruit. Ensuite, le signal est élevé au carré pour mettre en évidence le complexe QRS. Enfin, des seuils adaptatifs sont définis pour détecter les pics R du signal ECG filtré. L'algorithme a été proposé par Jiapu Pan et Willis J. Tompkins en 1985 et a été testé sur la base de données d'arythmie annotée MIT-BIH à une détection correcte de 99,3%.

Nous traitons l'enregistrement 100 de la base de données *MIT-BIH Arrhythmia Database*. A partir de ce signal, nous générons le signal HRV par l'entremise de l'algorithme de Pan-Tompkins. La durée totale du signal 100 de la base de données *MIT-BIH Arrhythmia Database* est d'environ 30 minutes.

III.3. Détection du pic R du signal ECG

L'algorithme de Pan-Tompkins permet d'identifier la périodicité des cycles cardiaques dans le domaine temporel. En effet, à travers une série de filtres appliqués au signal ECG, il peut identifier les complexes QRS qui apparaissent suite à la dépolarisation rapide du myocarde.

L'algorithme de Pan-Tompkins est conçu en premier pour traiter les signaux ECG échantillonnés à 200Hz. Par voie de conséquence, nous ré-échantillons les signaux ECG de la base de données *MIT-BIH Arrhythmia Database* à 200Hz afin d'utiliser la même configuration de l'algorithme de Pan-Tompkins.

III.4. Elimination du bruit

L'élimination du bruit du signal ECG est assurée par la mise en cascade d'un filtre passe-bas et d'un filtre passe-haut. Les filtres IIR sont préférés car ils ne requièrent qu'une légère exploitation des ressources informatiques. Pour cette raison, ces deux filtres sont du type Butterworth formant un gabarit de filtre passe-bande entre 5Hz et 12Hz.

III.4.1. Filtre passe-bas

En premier lieu, le signal ECG est traité par un filtre passe-bande pour faire augmenter le rapport signal-sur-bruit (SNR : Signal-to-Noise-Ratio), et ce afin de réduire le bruit au profit d'une augmentation de l'amplitude de l'onde R dans le signal ECG. Cette augmentation de l'amplitude de l'onde R, représentative du rythme cardiaque, favorisera sa détection ce qui permet une génération correcte du signal de variabilité cardiaque (HRV).

Dans l'algorithme original de Pan-Tompkins, un filtrage passe-bande est appliqué au signal ECG. Ce filtre passe-bande est formé par la mise en cascade d'un filtre passe-bas et d'un filtre passe-haut.

La Figure 24 illustre la réponse fréquentielle du filtre de Butterworth passe-bas au second ordre dont la fonction de transfert est donnée en (18) ;

$$H(z) = \frac{(1-z^{-6})^2}{(1-z^{-1})^2} \quad (18)$$

La magnitude de ce filtre est donnée par (19) ;

$$|H(\omega T)| = \frac{\sin^2(3\omega T)}{\sin^2(\omega T/2)} \quad (19)$$

L'équation récurrente du filtre est donnée par (20) ;

$$y(nT) = 2y(nT - T) - y(nT - 2T) + x(nT) - 2x(nT - 6T) + x(nT - 12T) \quad (20)$$

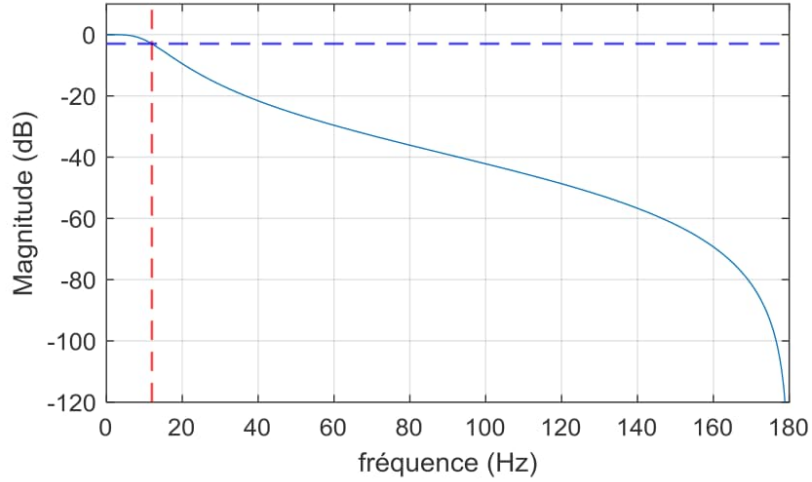


Figure 22 – Filtre de Butterworth passe-bas ($f_c=12\text{Hz}$)

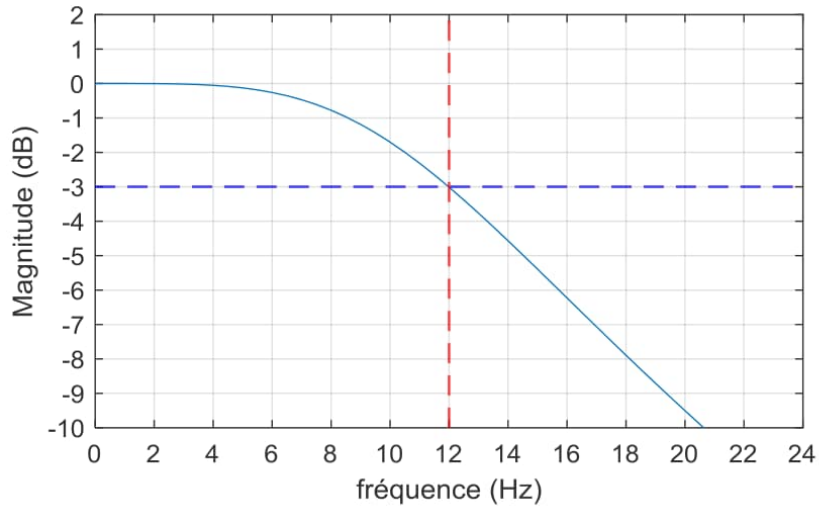


Figure 23 – Magnitude de la Réponse fréquentielle du Filtre de Butterworth passe-bas ($f_c=12\text{Hz}$), ordre=2

La magnitude de la réponse fréquentielle de ce filtre de Butterworth à réponse impulsionnelle infinie (IIR : Infinite Impulse Response) est plate dans la bande passante et est lentement décroissante dans la bande coupée.

L'aspect plat de la magnitude du filtre de Butterworth passe-bas dans la bande passante permet de conserver les composantes temporelles et spectrales du signal ECG. En dehors de la bande passante, la magnitude de la réponse fréquentielle décroît lentement, ce qui minimise la distorsion temporelle qui peut être présente dans la bande coupée du signal ECG.

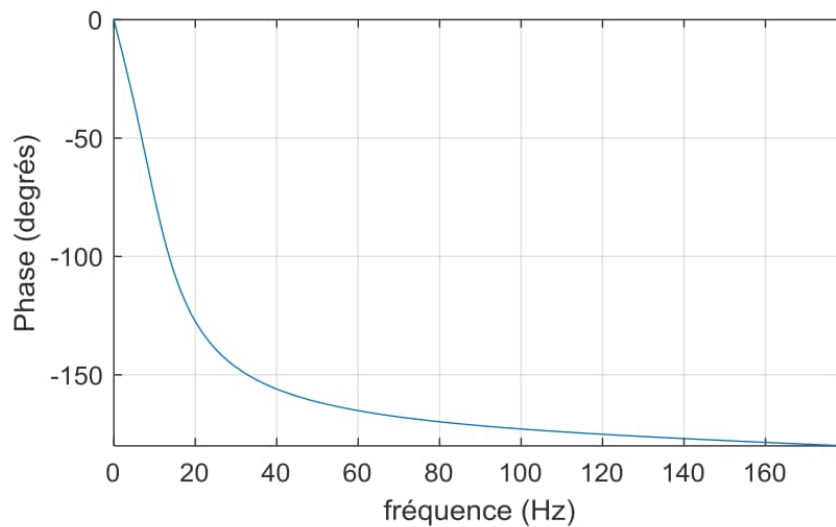


Figure 24 - Phase de la Réponse fréquentielle du Filtre de Butterworth passe-bas ($f_c=12\text{Hz}$), ordre=2

La phase du filtre de Butterworth passe-bas dispose d'une allure linéaire avant 12Hz, ce qui assure un retard identique pour l'ensemble des composantes spectrales du signal ECG traité. Le contenu du signal est décalé dans le domaine temporel indépendamment de son contenu fréquentiel, ce qui épargne toute distorsion dans la morphologie signal.

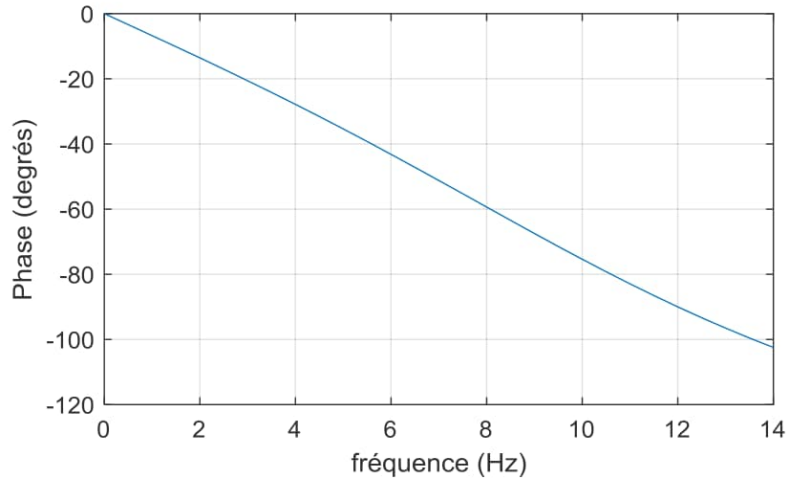


Figure 25 - Phase de la Réponse fréquentielle du Filtre de Butterworth passe-bas ($f_c=12\text{Hz}$), ordre=2

Ce filtre passe-bas permet de réduire les interférences électriques de hautes fréquences surgissant en suite de mouvements musculaires involontaires ou suite à des artefacts de contact dus à une éventuelle mauvaise fixation des électrodes sur la peau.

III.4.2. Filtre passe-haut

La ligne de base dans le signal ECG peut être causée par plusieurs sources non-cardiaques, tel que le signal électromyogramme (EMG) dû aux mouvements du patient. Les interférences électriques externes avec d'autres appareillages voisins et les artefacts électriques contribuent à la présence d'une ligne de base dans le signal ECG. Le filtrage passe-haut à 5 Hz appliqué au signal ECG permet d'atténuer les composantes de basse fréquence de la ligne de base.

La fonction de transfert du filtre de Butterworth passe-haut est donnée en (21) ;

$$H(z) = \frac{(-1+32z^{-16}+z^{-32})}{(1+z^{-1})} \quad (21)$$

La magnitude de ce filtre est donnée par (22) ;

$$|H(\omega T)| = \frac{[256+\sin^2(16\omega T)]^{1/2}}{\cos(\omega T/2)} \quad (22)$$

L'équation récurrente du filtre est donnée par (23) ;

$$y(nT) = 32x(nT - 16T) - [y(nT - T) + x(nT) - x(nT - 32T)] \quad (23)$$

La non-linéarité de leur phase influe sur le décalage temporel du signal lorsqu'il traverse le filtre. Une phase linéaire traite toutes les composantes fréquentielles du signal avec le même décalage temporel. Afin d'y remédier, le signal ECG est passé en inverse du dernier échantillon au premier échantillon à travers le filtre. Le décalage temporel est alors réduit à zéro, ce qui repositionne toutes les composantes spectrales du signal sur leur instant d'appariation original.

III.4.3. Filtrage passe-bande du signal ECG

La Figure 26 illustre le signal ECG N°100 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, qui est traité par les filtres passe-bas et passe-haut, aux fréquences de coupure 12Hz et 5Hz, respectivement. La Figure 27 illustre le signal filtré résultant.

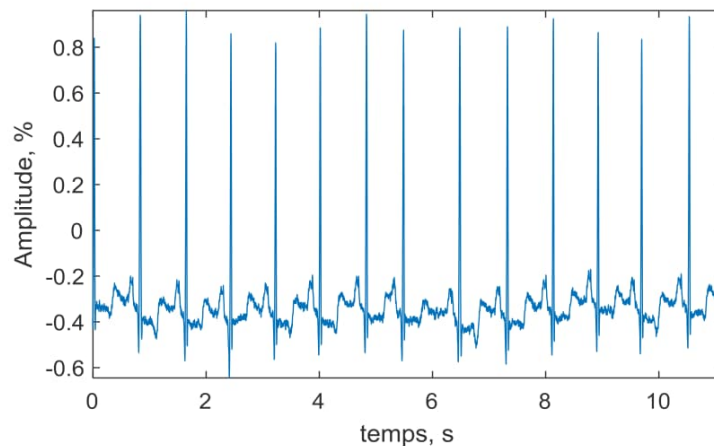


Figure 26 – Base de données: MIT-BIH Arrhythmia Database, ECG 100

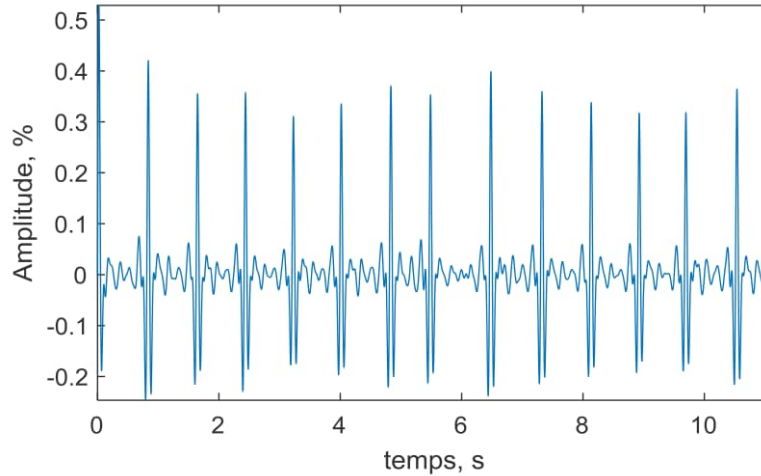


Figure 27 – Base de données: MIT-BIH Arrhythmia Database : ECG 100 filtré par le filtre de Butterworth passe-bande [5:12] Hz, Ordre=3

Ce signal obtenu en Figure 27 est ensuite traité par un filtre dérivateur.

III.5. Filtre dérivateur

Le filtre dérivateur permet d'estimer la dérivée du signal. Il met en évidence la pente du complexe QRS dans le signal ECG. Les échantillons correspondant aux montées et descentes rapides dans le signal ECG sont mieux identifiés, ce qui facilite la détection du début et de la fin du complexe QRS.

La fonction de transfert du filtre dérivateur est donnée en (24);

$$H(z) = \frac{1}{8T} (-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z^1 + z^2) \quad (24)$$

où T est la période d'échantillonnage.

$$|H(\omega T)| = (1/4T)[\sin(2\omega T) + 2\sin(\omega T)]$$

$$y(nT) = (1/8T)[-x(nT - 2T) - 2x(nT - T) + 2x(nT + T) + x(nT + 2T)]$$

Le signal obtenu en sortie du filtre dérivateur est donné en Figure 28.

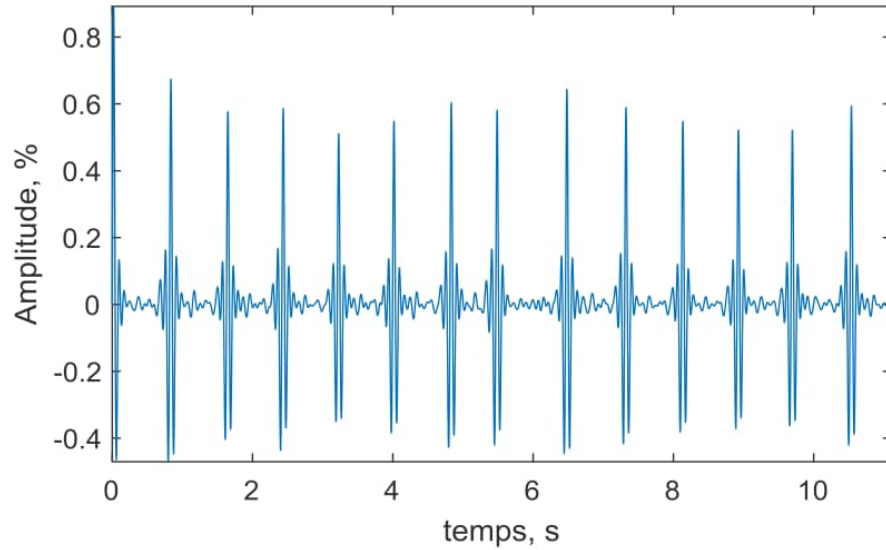


Figure 28 –MIT-BIT Arrhythmia Database: ECG 100; filtrage passe-bande [5:12] Hz + filtre dérivateur

Le signal obtenu en Figure 28 est ensuite mis au carré pour une meilleure détection des complexes QRS.

III.6. Mise au carré

La Figure 29 illustre le signal issu du filtre dérivateur après mise au carré échantillon par échantillon, comme exprimé en (25) ;

$$y(nT) = [x(nT)]^2 \quad (25)$$

Tout les échantillons du signal mis au carré sont positifs, c'est une amplification non-linéaire qui renforce les composantes de haute fréquence

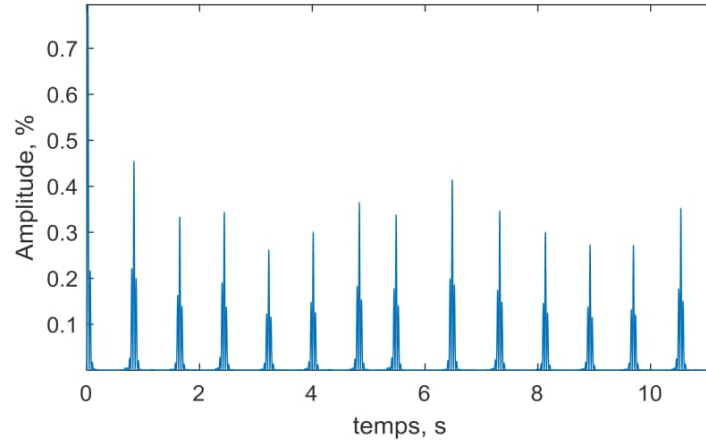


Figure 29 - MIT-BIT Arrhythmia Database: ECG 100; filtrage passe-bande [5:12] Hz + filter dérivateur + Carré

III.7. Intégration à moyenne ajustée

Le signal ECG, après filtrage passe-bande et dérivation, peut encore contenir du bruit. L'intégration à moyenne ajustée consiste à calculer la somme d'échantillons du signal sur une fenêtre temporelle ce qui assure l'ajustement de la moyenne locale qui s'adapte aux variations de la ligne de base. Ce traitement permet de réduire le bruit et de lisser le signal et d'améliorer la précision de la localisation des complexes QRS. L'intégration à moyenne ajustée est exprimée en (26) ;

$$y(nT) = (1/N)[x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)] \quad (26)$$

Où N est le nombre d'échantillons de la fenêtre glissante dans laquelle se fait l'intégration.

La Figure 30 illustre le signal traité après intégration à moyenne ajustée. Il est judicieux de noter l'importance de la durée de la fenêtre glissante dans laquelle se fait l'intégration. D'un côté, une durée étendue engendre la fusion de l'onde T avec le complexe QRS, ce qui influe sur la bonne localisation du pic R. D'un autre côté, si la durée de la fenêtre est trop réduite, alors le complexe QRS aura plusieurs pics qui vont apparaître dans la plage temporelle du complexe QRS après intégration, ce qui ne permettra une détection correcte du pic R également. La durée de la fenêtre glissante est déterminée empiriquement, pour une fréquence d'échantillonnage de 200 Hz, la durée est de 150 ms, soit une fenêtre de 30 échantillons.

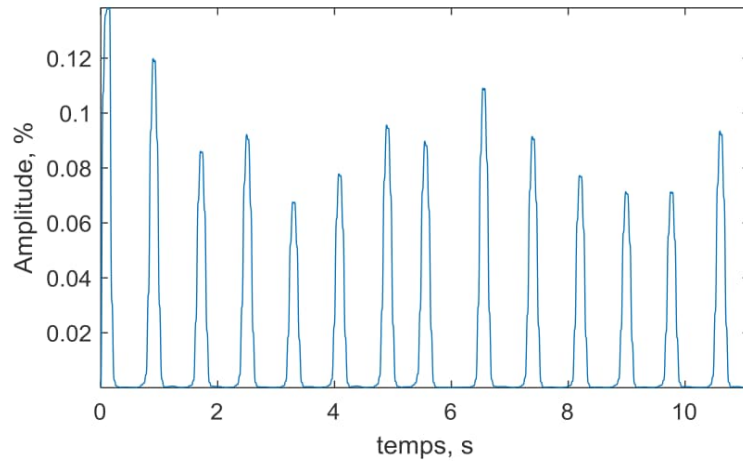


Figure 30 – - MIT-BIT Arrhythmia Database: ECG 100; Intégration à moyenne ajustée

La Figure 30 montre clairement une enveloppe présentant des maxima locaux dont les localisations temporelles correspondent bien aux pics R du signal ECG.

III.8. Détection des marques fiduciaires : Seuillage

Dans cette étape de seuillage de l'algorithme de Pan-Tompkins, des marques fiduciaires correspondantes aux complexes QRS sont détectées. La Figure 31 illustre le signal ECG original et le signal résultant de l'étape d'intégration à moyenne ajustée. Le pic R correspond au front montant du signal intégré.

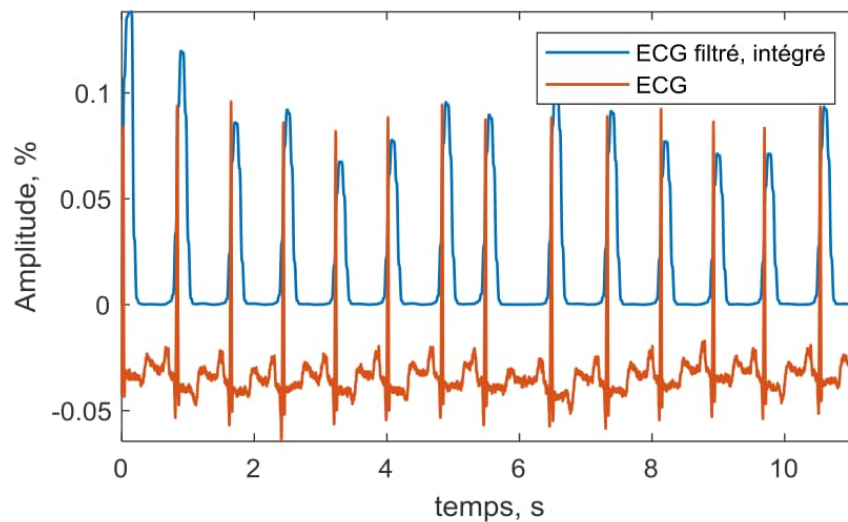


Figure 31 - MIT-BIT Arrhythmia Database: ECG 100 & signal intégré

Les marques fiduciaires sont essentiellement identifiées en localisant la distance minimale entre les pics R qui ne peut être inférieure à 200 ms. Cette durée RR minimale est une valeur physiologique naturelle entre deux ondes R successives dans un signal ECG. Cette condition assure que les complexes QRS détectés sont identifiés correctement tout en évitant de considérer des pics d'interférences ou de bruit comme pic R. Cette condition permet d'omettre les faux pics R au cours de la recherche de pics R dans le signal ECG intégré.

A partir des 2 premières secondes du signal ECG intégré, les valeurs initiales des seuils THR_SIG et THR_NOISE sont fixés, et ce en utilisant les amplitudes maximale et moyenne du signal, respectivement. L'algorithme de Pan-Tompkins itère sur chaque marque fiduciaire, à savoir l'onde R présumée à être détectée comme première étape. La fréquence cardiaque est calculée en fonction des intervalles RR des battements précédents. Si un complexe QRS n'est pas détecté, alors l'algorithme fait une recherche en amont d'un maximum local tout en vérifiant qu'il dépasse le seuil de bruit THR_NOISE. Au cours du balayage du signal ECG, les seuils sont ajustés en fonction du rapport signal-sur-bruit (SNR).

III.9. Détection des pics R

Pan et Tompkins, après traitement de 24 heures d'enregistrements ECG de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database contenant plus de 116 000 battements cardiaques, rapportent 507 faux positifs (0.437%) et 277 faux négatifs (0.239%), ce qui correspond à un pourcentage d'erreur de détection du pic R de 0.675%, soit 99.3% de détection correcte du cycle cardiaque. La Figure 32 illustre le signal N°100 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database montrant une détection correcte des pics R. La Figure 33 illustre les pics R détectés représentés à partir des 5 premières secondes de la Figure 32.

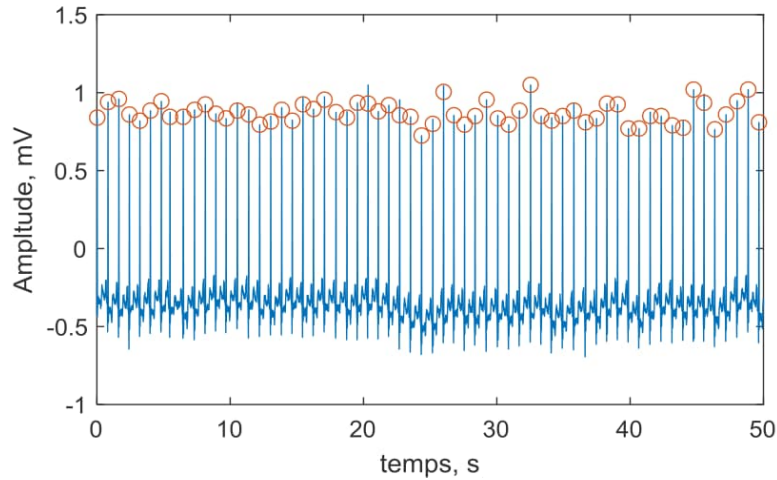


Figure 32 – Signal ECG 100 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, durée représentée : 50 secondes

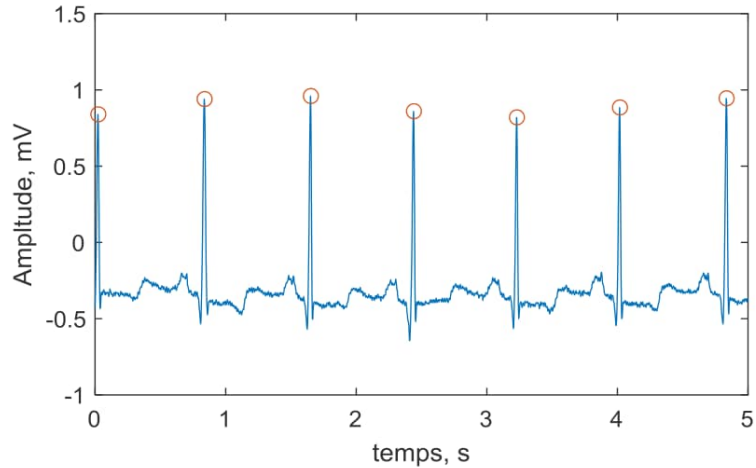


Figure 33 - Signal ECG 100 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, durée représentée : 5 secondes

IV. Génération du signal HRV

Nous générons les signaux de variabilité cardiaque (HRV : Heart rate variability) à partir des localisations temporelles des pics R des signaux ECGs de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database. Nous présentons les résultats de détection des pics R du signal ECG de la Figure 32. A partir des 2283 pics R du signal ECG N°100 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, ce qui correspond à 1800 secondes, soit 30 minutes, nous interpolons les échantillons du signal HRV, ce qui donne le signal illustré sur la Figure 34.

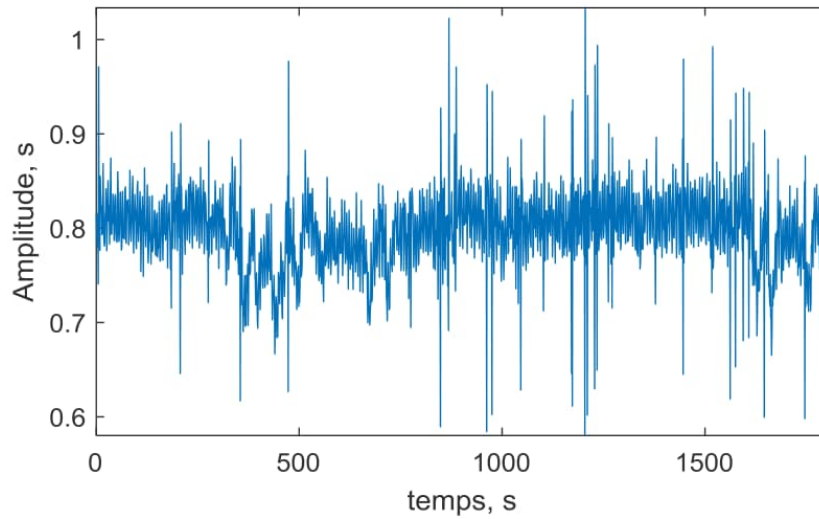


Figure 34 - Signal HRV généré à partir du signal ECG 100 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database

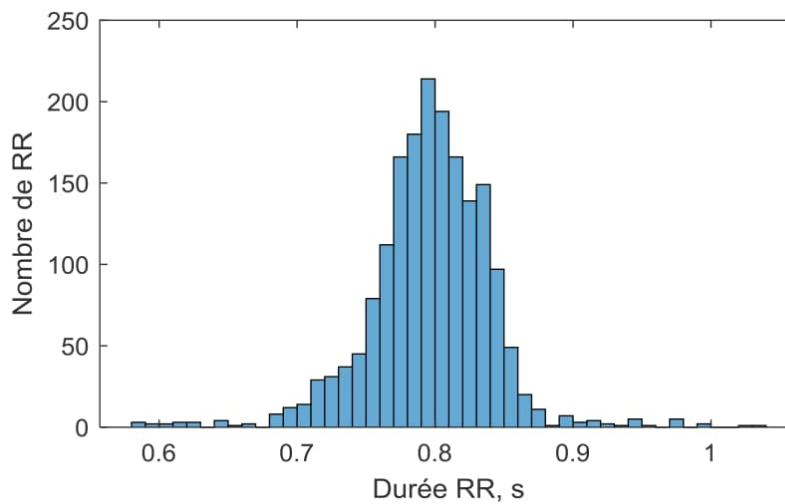


Figure 35 - Histogramme des intervalles RR du signal N°100 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database

La Figure 35 montre la concentration des intervalles RR autour de 0.8 secondes, avec des valeurs allant de 0.58 secondes jusqu'à 1.03 secondes.

IV.1. Relation entre les systèmes nerveux sympathique et parasympathique

Il existe une relation dynamique entre le système nerveux parasympathique (PNS) et le système nerveux sympathique (SNS) qui se manifeste dans le fonctionnement du cœur. Le contrôle du PNS prédomine au repos, ce qui entraîne une fréquence cardiaque moyenne de 75

bpm. Le PNS peut ralentir le cœur jusqu'à 20 ou 30 bpm, voire l'arrêter brièvement [24], ce qui illustre la réponse appelée antagonisme accentué [25]. Le PNS et le SNS sont deux branches du système nerveux autonome qui régulent les fonctions involontaires du corps, telles que la fréquence cardiaque. L'accentuation de l'antagonisme est un mécanisme de régulation qui permet aux deux systèmes de fonctionner ensemble pour maintenir une fréquence cardiaque appropriée en réponse aux besoins du corps.

IV.2. Bandes spectrales du signal HRV

Les bandes spectrales d'intérêt médical dans le signal de variabilité du rythme cardiaque sont les bandes suivantes. La bande ULF (Ultra Low Frequency) pour les fréquences inférieures à 0.0033Hz. La bande VLF (Very Low Frequency) entre 0.0033Hz et 0.04Hz, la bande LF (Low Frequency) entre 0.04Hz et 0.15Hz, et la bande HF (high Frequency) entre 0.15Hz et 0.4Hz.

IV.2.1. Bande ULF

La bande de fréquence ultra-basse (ULF) requiert une durée d'enregistrement de 24 heures au minimum. La puissance de cette bande spectrale est due aux rythmes circadiens. La température corporelle et le métabolisme fonctionnent sur une longue période de temps et peuvent contribuer à cette bande ULF. Les troubles psychiatriques contribuent également à la puissance de la bande ULF, en particulier pendant le sommeil [26]. Cette bande ULF représente les variations lentes de très basse fréquence et de long terme du signal HRV.

IV.2.2. Bande VLF

La bande VLF (Very Low Frequency) entre 0.0033Hz et 0.04Hz, requiert une période d'enregistrement d'au moins 5 minutes pour une estimation consistante. La puissance de la bande VLF est associée à la mortalité toutes causes confondues que la puissance LF ou HF [27]. Une faible puissance VLF a été associée à une mort arythmique ¹et à un Trouble de Stress Post-Traumatique (TSPT) ². La puissance VLF peut également être générée par l'activité physique,

¹ La mort arythmique : se réfère à une mort soudaine causée une arythmie cardiaque

² TSPT : trouble anxieux survenant après un événement traumatisant

les influences thermorégulatrices³, rénine-angiotensine⁴ et endothéliales sur le cœur. Cette bande VLF représente les régulations hormonales, métaboliques et thermorégulatrices.

IV.2.3. Bande LF

La bande LF (Low Frequency) allant de 0.04Hz jusqu'à 0.15Hz est calculée à partir d'un ECG enregistré sur une période minimale de 2 minutes. La bande LF reflète le fonctionnement des barorécepteurs⁵ pendant le repos. La puissance LF peut être produite simultanément par les systèmes nerveux parasympathique (PNS) et sympathique (SNS). Cette puissance est représentative de la régulation de la pression artérielle à travers le PNS. Les oscillations dans la bande LF sont essentiellement dues à l'activité du baroréflexe⁶ et non à l'innervation sympathique cardiaque [28]. Cette bande LF représente l'activité sympathique et parasympathique modulée par la respiration.

IV.2.4. Bande HF

La bande HF, ou bande respiratoire, correspond aux variations du rythme cardiaque liées au cycle respiratoire. Cette bande spectrale, représentant l'activité parasympathique, est observée entre 0.15Hz et 0.40Hz sur une durée minimale d'une minute d'enregistrement de l'activité cardiaque. Cette bande fréquentielle se retrouve entre 0.24Hz jusqu'à 1.04Hz chez les nourrissons et les enfants, et ce suite la rapidité de leur respiration en comparaison à l'adulte.

Le rythme cardiaque augmente pendant l'inspiration et ralentit pendant l'expiration. Pendant l'inspiration, le système cardiovasculaire ralentit le tonus vagal⁷, ce qui accélère la fréquence cardiaque. Inversement, pendant l'expiration, le tonus vagal est rétabli, ce qui ralentit le rythme cardiaque à travers la libération de l'acétylcholine⁸. Une déficience du tonus vagal cause une réduction des puissances dans les bandes LF et HF [28]. Une puissance faible dans bande HF est due au stress, à la panique ou à l'anxiété. La modulation du tonus vagal aide à maintenir la

³ Régulation de la température du corps, à travers la transpiration, la vasodilatation et la vasoconstriction

⁴ Le système rénine-angiotensine est un système hormonal régule de la pression artérielle et l'équilibre hydrique dans le corps.

⁵ Barorécepteur: récepteur sensoriel responsable d'envoyer des signaux au système nerveux central pour réguler la pression artérielle

⁶ Baroréflexe : mécanisme physiologique qui permet de maintenir une pression artérielle stable.

⁷ Tonus vagal: activité du nerf vague, composante fondamentale de l'activité parasympathique du système nerveux autonome.

⁸ Acétylcholine: neurotransmetteur qui fait diminuer la force des contractions cardiaques, ralentit les battements cardiaques, cause une vasodilatation périphérique et de l'hypotension.

régulation autonome dynamique importante pour la santé cardiovasculaire. Un tonus vagal déficient est impliquée dans plusieurs maladies cardiovasculaires [29].

IV.2.5. Le rapport LF/HF

Le signal HRV est quantifié dans le domaine spectral en calculant le rapport entre les puissances dans les bandes fréquentielles LF (Low-frequency : entre 0.04Hz jusqu'à 0.15 Hz) et HF (High-frequency : entre 0.15Hz jusqu'à 0.4Hz). Ces bandes fréquentielles LF et HF représentent les composantes sympathique (SNS : Sympathetic Nervous System), représentatif de d'un état actif du corps, et parasympathique (PNS : Parasympathetic Nervous System), représentatif d'un état de relaxation du corps, du système nerveux autonome (SNA).

Le rapport LF/HF mesure l'équilibre sympathovagal de l'activité du système nerveux autonome (SNA), quantifiant l'interaction antagoniste entre ses deux composantes sympathique et parasympathique.

Un rapport LF/HF réduit indique une dominance de l'activité nerveuse parasympathique par rapport à l'activité nerveuse sympathique, c'est un état de relaxation. Inversement, une valeur élevée du rapport LF/HF indique une dominance de l'activité nerveuse sympathique en comparaison à l'activité nerveuse parasympathique, ce qui est en relation avec un état d'alerte.

La variabilité du rythme cardiaque (HRV) et le rapport LF/HF peuvent être affectés par les variations du rythme respiratoire. L'augmentation de la fréquence respiratoire entraîne la diminution de l'amplitude du signal HRV. Par voie de conséquence, il est judicieux de prendre en considération la respiration lors de l'interprétation de la variabilité du rythme cardiaque (HRV) à travers le rapport LF/HF. Dans ce présent projet de fin d'études, nous n'avons accès qu'aux données ECG de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, sans information sur le cycle respiratoire du sujet. Nous nous limitons alors à l'étude des puissances des différentes bandes spectrales des signaux HRV générés à partir des signaux ECG de la base de données *MIT-BIH Arrhythmia Database*.

IV.3. DSPs des signaux HRV de la base de données MIT-BIH

Nous calculons les densités spectrales de puissance de tous les signaux HRV générés à partir des signaux ECG de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database. Nous présentons les

résultats d'analyse de quelques enregistrements pour montrer l'intérêt de l'analyse spectrale paramétrique autorégressive (AR). Nous sélectionnons l'ordre du modèle AR par le critère d'information d'Akaike (AIC), ce qui permet d'obtenir des densités spectrales de puissance optimales.

IV.3.1. Signal 100

L'enregistrement ECG N°100 est celui d'un patient âgé de 69 ans, sous traitement médical par Aldomet et Inderal⁹. Cet enregistrement contient des battements cardiaques normaux, anormaux sous forme de Contractions ventriculaires précoces (PVC : Premature Ventricular Contractions) ou de contractions auriculaire précoces (PAC : Atrial Premature Contractions). Les contractions PVC et PAC sont ressenties sous forme de palpitations et donnent une sensation de coups au niveau de la poitrine.

L'ordre optimal calculé par le biais du critère d'information d'Akaike (AIC) pour estimer la densité spectrale de puissance (DSP) du signal HRV N°100 de la base de données *MIT-BIH Arrhythmia Database* est de 41. La DSP du signal HRV de la Figure 34 est illustré sur la Figure 36.

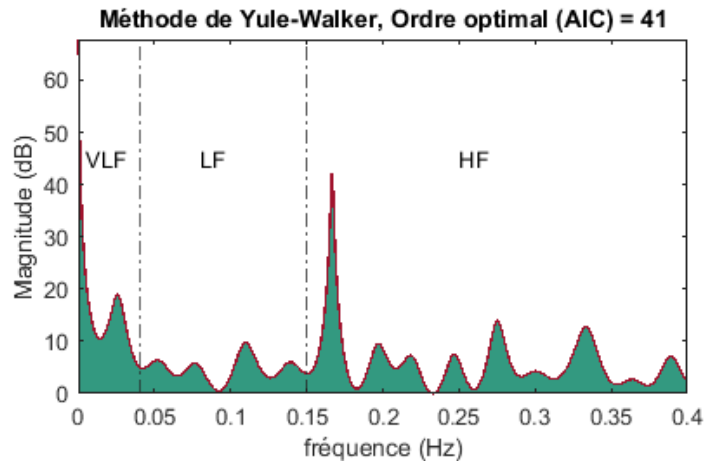


Figure 36 – DSP du signal HRV de la Figure 34, correspondant au signal ECG 100 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=41
 ULF :[<0.0033]Hz, VLF [0.0033 :0.04]Hz, LF [0.04 :0.15]Hz, HF [0.15 :0.4]Hz

⁹ Médicaments de traitement de l'hypertension artérielle et d'autres troubles cardiovasculaires

A partir de la DSP de la Figure 36, nous obtenons les résultats de puissances des différentes bandes spectrales du signal HRV présentés dans le Tableau 1.

Bande Spectrale	ULF	VLF	LF	HF
Puissance (ms ² /Hz)	1,48	0,26	0.24	1.06
		LF/HF	0.23	

Tableau 1 – Puissances des bandes spectrales du signal HRV de la Figure 34, correspondant au signal ECG 100 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=41

A partir des résultats du Tableau 1, l'enregistrement N°100 présente un faible rapport LF/HF, ce qui affirme une prédominance du système nerveux sympathique par rapport au système nerveux parasympathique.

IV.3.2. Signal 209

L'enregistrement ECG N°209 est celui d'un patient âgé de 62 ans. Les médicaments qu'il prend sont Aldomet, Hydrodiuril et Inderal¹⁰. Ce signal ECG de ce patient présente des battements prématurés auriculaires (APC) et des battements prématurés ventriculaires (PVC), des battements ectopiques supraventriculaires. Il présente un rythme cardiaque normal d'une fréquence de 82-116 battements par minute (bpm), tandis que le rythme supraventriculaire est de 106-171 bpm.

¹⁰ Médicaments de traitement de l'hypertension artérielle et d'autres troubles cardiovasculaires

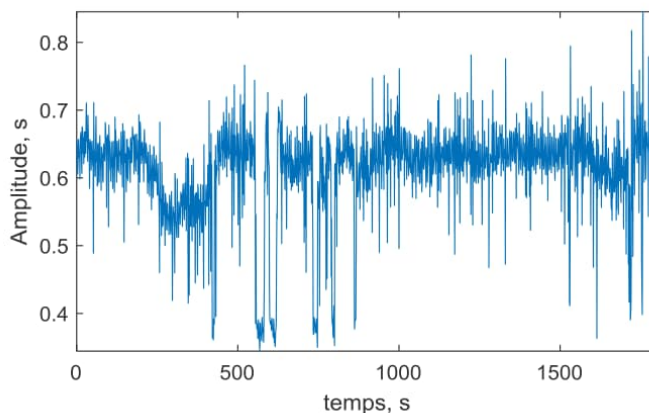


Figure 37 - Signal HRV généré à partir du signal ECG 209 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database

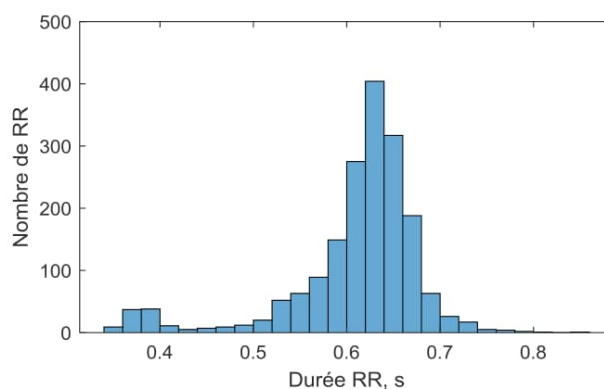


Figure 38 - Histogramme des intervalles RR du signal N°209 (Figure 37) de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, 400 battements ayant $RR_{moy} = 0.61$ s, soit 98 bpm (normal), battements supraventriculaires : $RR_{moy}=0.36$ s, soit 166 bpm

L’histogramme de la Figure 38 montre une répartition de l’intervalle RR autour de 0.61 secondes, ce qui correspond à une fréquence cardiaque normale d’environ 98 bpm. Cependant, un certain nombre d’intervalles RR se trouve autour de 0.36 secondes, soit une fréquence cardiaque d’environ 166 bpm correspondant aux battements supraventriculaires.

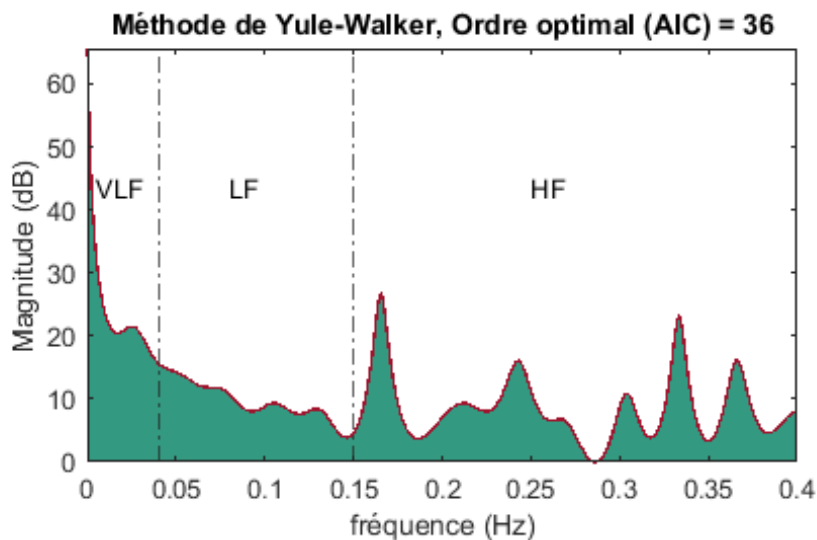


Figure 39 - DSP du signal HRV de la Figure 37, correspondant au signal ECG 209 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=36
 ULF :[<0.0033]Hz, VLF [0.0033 :0.04]Hz, LF [0.04 :0.15]Hz, HF [0.15 :0.4]Hz

A partir de la DSP du signal N°209 de la Figure 39, nous obtenons les résultats de puissances des différentes bandes spectrales du signal HRV présentés dans le Tableau 2.

Bande Spectrale	ULF	VLF	LF	HF
Puissance (ms ² /Hz)	1,20	0,39	0,26	0,61
		LF/HF	0,42	

Tableau 2 - Puissances des bandes spectrales du signal HRV de la Figure 37, correspondant au signal ECG 209 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=36

Le rapport LF/HF du sujet N°209 en Tableau 2 est relativement élevé en comparaison au rapport LF/HF du sujet 100 en Tableau 1. C'est un élément à exploiter au cours du diagnostic médical puisqu'il reflète la prédominance de l'activité sympathique par rapport à l'activité parasympathique.

IV.3.3. Signal 215

L'enregistrement N°215 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database est prélevé d'un homme âgé de 81 ans, sans médicaments. Les types d'arythmie enregistrés comprennent des

contractions ventriculaires prématurées (PVC), des contractions ventriculaires de fusion, des extrasystoles supraventriculaires et des épisodes de tachycardie ventriculaire. Le rythme cardiaque normal est compris entre 81 et 124 battements par minute, tandis qu'une tachycardie ventriculaire est enregistrée à une fréquence de 174 à 177 battements par minute.

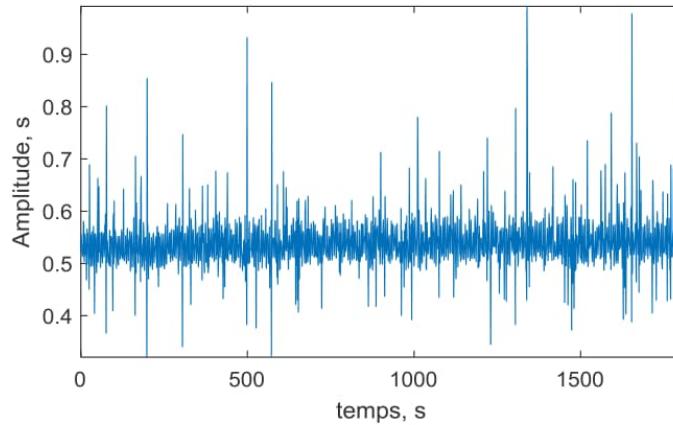


Figure 40 - Signal HRV généré à partir du signal ECG 215 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database

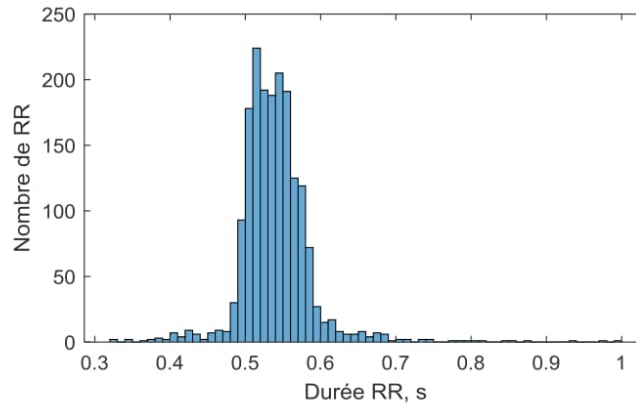


Figure 41 - Histogramme des intervalles RR du signal N°215 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database
RRmoy = 0.54 s, soit 111 bpm

RRmoy = 0.54 s

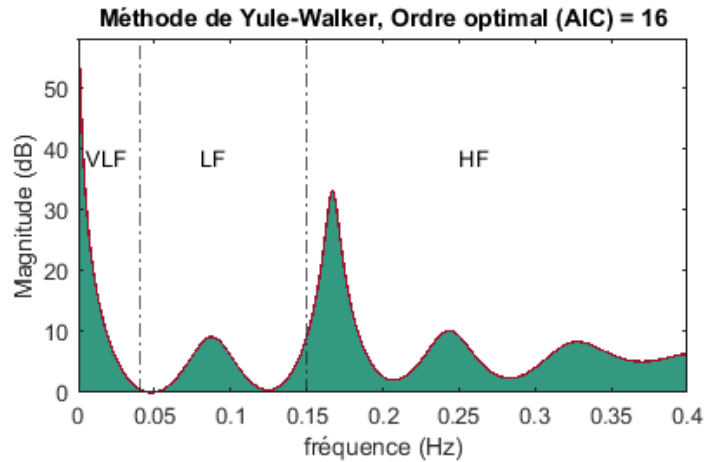


Figure 42 - DSP du signal HRV de la Figure 40, correspondant au signal ECG 215 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=13
 ULF :[<0.0033]Hz, VLF [0.0033 :0.04]Hz, LF [0.04 :0.15]Hz, HF [0.15 :0.4]Hz

A partir de la DSP du signal N°215 de la Figure 40, nous obtenons les résultats de puissances des différentes bandes spectrales du signal HRV présentés dans le Tableau 3.

Bande Spectrale	ULF	VLF	LF	HF
Puissance (ms ² /Hz)	1,61	0,34	0,26	1,34
		LF/HF		0,20

Tableau 3 - Puissances des bandes spectrales du signal HRV de la Figure 40, correspondant au signal ECG 215 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=13

IV.3.4. Signal 201

L'enregistrement N°215 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database est prélevé d'un patient sous traitement par les médicaments Digoxine, Hydrochlorothiazide, Inderal et KCl. Les types de battements incluent les battements normaux, les battements prématurés auriculaires (APC), les battements prématurés auriculaires aberrants, les battements prématurés jonctionnels, les contractions ventriculaires prématurées (PVC), les PVC de fusion et les battements d'échappement jonctionnels. Ce sujet présente aussi Il des ectopies supraventriculaires et ventriculaires.

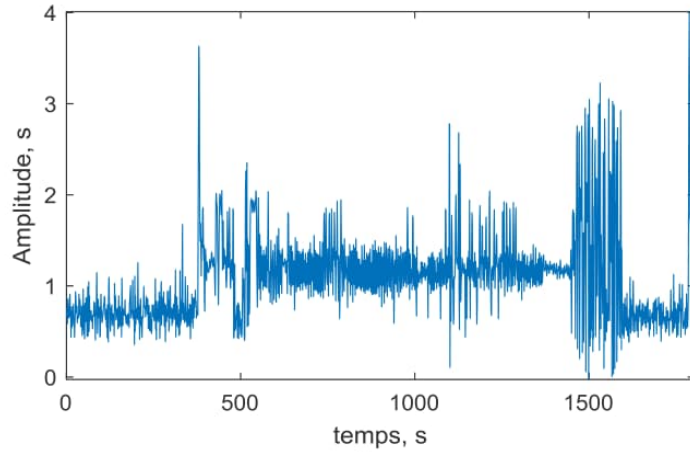


Figure 43 - Signal HRV généré à partir du signal ECG 201 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database

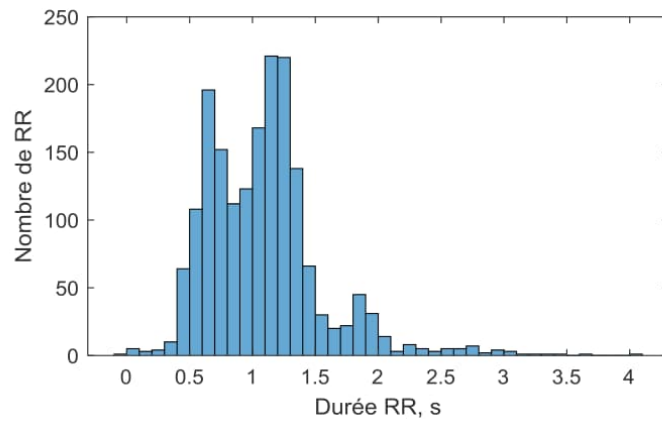


Figure 44 - Histogramme des intervalles RR du signal N°201 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database
 196 RR d'un RRmoy = 0.6s soit 100 bpm, et 440 RR d'un RRmoy = 1.2 s soit 50bpm

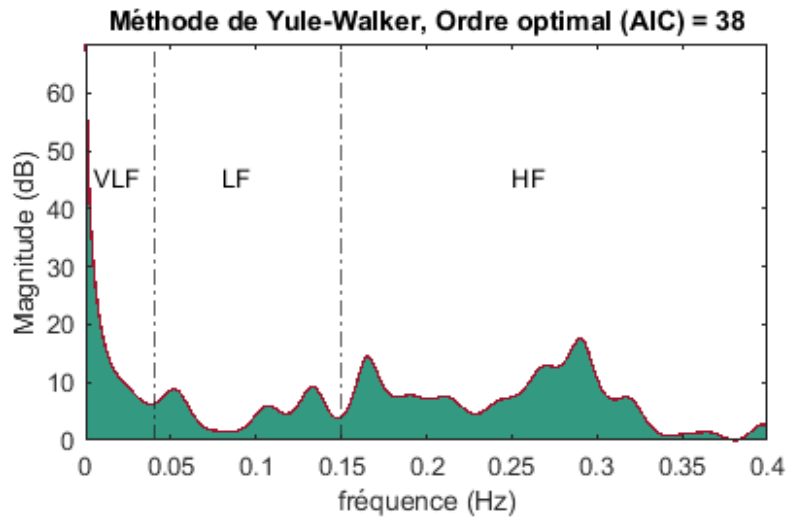


Figure 45 – DSP du signal HRV de la Figure 43, correspondant au signal ECG 201 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=38
 ULF :$[-0.0033]$Hz, VLF [0.0033 :0.04]Hz, LF [0.04 :0.15]Hz, HF [0.15 :0.4]Hz

Bande Spectrale	ULF	VLF	LF	HF
Puissance (ms ² /Hz)	2,13	0,28	0,23	0,72
		LF/HF	0,33	

Tableau 4 - Puissances des bandes spectrales du signal HRV de la Figure 43, correspondant au signal ECG 201 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=38

IV.3.5. Signal 116

L'enregistrement N°116 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database est prélevé d'un patient âgé de 68 ans. Le patient ne prend aucun médicament. Les résultats de l'ECG montrent des battements normaux ainsi que des battements prématurés ventriculaires (PVC) et des extrasystoles ventriculaires.

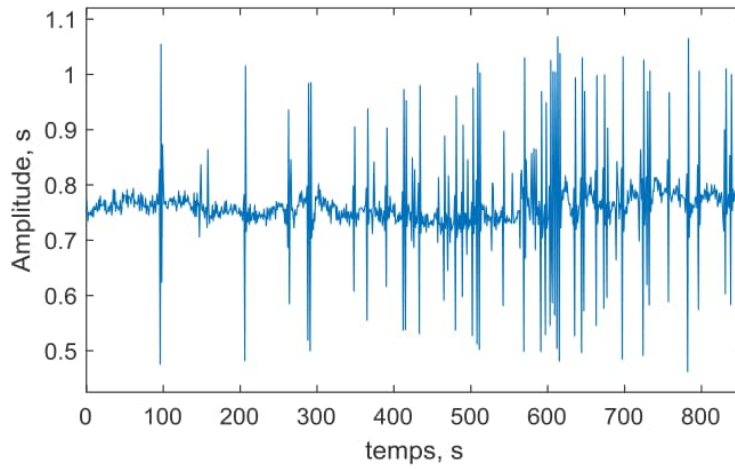


Figure 46 - Signal HRV généré à partir du signal ECG 116 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database

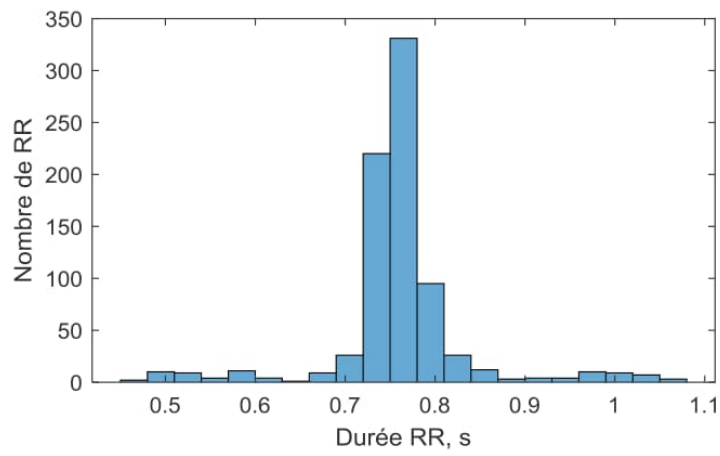


Figure 47 - Histogramme des intervalles RR du signal N°116 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database
 $RR_{moy} = 0.87s$ soit 69bpm

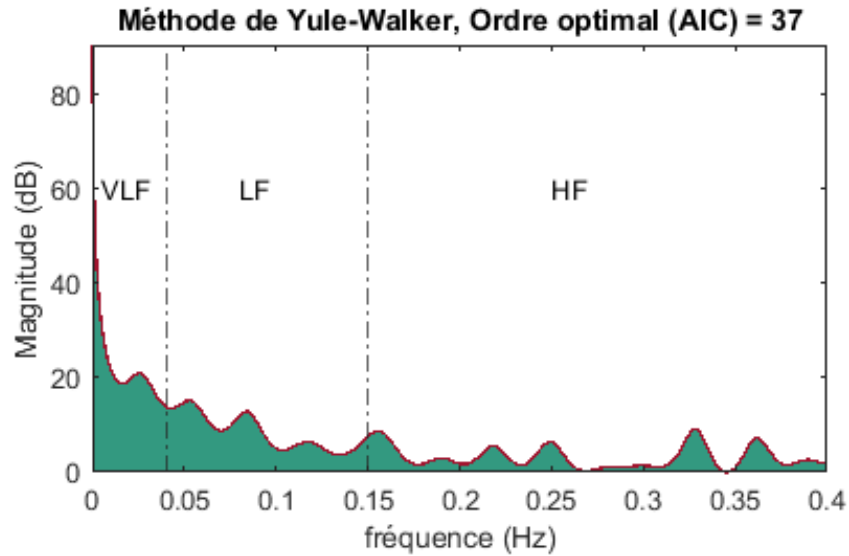


Figure 48 – DSP du signal HRV de la Figure 46, correspondant au signal ECG 116 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=37
 ULF :[<math>< 0.0033\text{ Hz}</math>], VLF [0.0033 :0.04]Hz, LF [0.04 :0.15]Hz, HF [0.15 :0.4]Hz

Bande Spectrale	ULF	VLF	LF	HF
Puissance (ms^2/Hz)	2,13	0,28	0,23	0,72
		LF/HF	0,33	

Tableau 5 - Puissances des bandes spectrales du signal HRV de la Figure 43, correspondant au signal ECG 201 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, Ordre AR-AIC=38

IV.4. Interprétation des résultats

Après avoir traité l'ensemble de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database. Chaque enregistrement correspond à un patient avec des caractéristiques différentes, telles que l'âge, les médicaments pris et les types d'arythmie enregistrés. Les enregistrements comprennent des battements cardiaques normaux ainsi que des battements prématurés auriculaires et ventriculaires, des contractions ventriculaires précoces et des épisodes de tachycardie ventriculaire. Nous avons calculé les puissances de chacune des bandes spectrales de chaque enregistrement, ainsi que le rapport entre les puissances des bandes LF et HF, noté rapport

LF/HF. Le rapport LF/HF estime l'équilibre entre les systèmes nerveux sympathique et parasympathique. Un rapport LF/HF élevé indique une prédominance du système sympathique, tandis qu'un rapport faible indique une prédominance du système parasympathique.

Nous récapitulons les résultats de l'analyse de 5 signaux HRV que nous avons sélectionnés pour l'étude. Nous interpréterons l'intérêt des différentes bandes fréquentielles par rapport à l'état de santé de chaque sujet. Les bandes fréquentielles sont les suivantes : ULF (Ultra Low Frequency : [<0.0033]Hz), VLF (Very Low Frequency : [$0.0033 : 0.04$]Hz), LF (Low Frequency : [$0.04 : 0.15$]Hz) et HF (High Frequency : [$0.15 : 0.4$]Hz).

Une puissance élevée dans les bandes ULF et HF peut indiquer une activité sympathique élevée, tandis qu'une puissance élevée dans la bande LF peut indiquer une activation du système parasympathique. Une régulation autonome altérée du système cardiovasculaire peut être associée à une prédominance du système parasympathique ou sympathique.

IV.4.1. Signal 100

Ce sujet, âgé de 69 ans, est sous traitement médical avec Aldomet et Inderal. L'enregistrement contient des battements cardiaques normaux ainsi que des contractions ventriculaires précoces (PVC) et des contractions auriculaires précoces (PAC).

(Puissances : ULF : 1,48 ms^2/Hz , VLF : 0,26 ms^2/Hz , LF : 0,24 ms^2/Hz , HF : 1,06 ms^2/Hz , LF/HF : 0,23)

Dans le signal HRV de ce sujet, les puissances des bandes ULF et HF sont élevées, ce qui indique une activité sympathique élevée. Cela indique une activation du système sympathique qui pourrait être associé à une réponse de stress. D'un autre côté, les puissances des bandes VLF et LF sont faibles. Le rapport LF/HF est bas, indiquant ainsi une prédominance du système parasympathique. Par voie de conséquence, ce sujet présente une régulation autonome altérée du système cardiovasculaire.

IV.4.2. Signal 209

Ce sujet, âgé de 62 ans, est sous traitement avec Aldomet, Hydrodiuril et Inderal. L'enregistrement contient des battements prématurés auriculaires (APC) et des battements prématurés ventriculaires (PVC), ainsi que des battements ectopiques supraventriculaires. Le

rythme cardiaque normal du sujet varie de 82 à 116 bpm, tandis que le rythme supraventriculaire varie de 106 à 171 bpm.

(Puissances : ULF : 1,20 ms²/Hz, VLF : 0,39 ms²/Hz, LF : 0,26 ms²/Hz, HF : 0,61 ms²/Hz, LF/HF : 0,42)

Dans le signal HRV de ce sujet, la puissance est relativement élevée dans les bandes ULF et HF, indiquant une activité sympathique modérée. Cela indique une excitation chez le sujet qui pourrait être due à un certain niveau de stress. La puissance dans la bande LF est légèrement plus élevée par rapport au signal précédent, tout comme la puissance dans la bande VLF. Le rapport LF/HF est également plus élevé, indiquant également une activation du système sympathique.

IV.4.3. Signal 215

Ce sujet, âgé de 81 ans, sans médicaments. L'enregistrement contient des contractions ventriculaires prématurées (PVC), des contractions ventriculaires de fusion, des extrasystoles supraventriculaires et des épisodes de tachycardie ventriculaire. Le rythme cardiaque normal du sujet varie de 81 à 124 bpm, tandis que la tachycardie ventriculaire est enregistrée à une fréquence de 174 à 177 bpm.

(Puissances : ULF : 1,61 ms²/Hz, VLF : 0,34 ms²/Hz, LF : 0,26 ms²/Hz, HF : 1,34 ms²/Hz, LF/HF : 0,20)

Dans le signal HRV de ce sujet, la puissance est élevée dans les bandes ULF et HF, ce qui peut indiquer une activité sympathique élevée. Les puissances dans les bandes VLF et LF sont relativement faibles. Le rapport LF/HF est très bas, indiquant une prédominance du système parasympathique. Cela pourrait être associé à une régulation autonome altérée du système cardiovasculaire.

IV.4.4. Signal 201

Ce sujet, âgé de 68 ans, est sous traitement avec Digoxine, Hydrochlorothiazide, Inderal et KCl. L'enregistrement montre différents types de battements cardiaques, y compris des

battements normaux, des battements prématurés auriculaires (APC), des battements prématurés auriculaires aberrants, des battements prématurés jonctionnels, des contractions ventriculaires prématurées (PVC), des PVC de fusion et des battements d'échappement jonctionnels. Le sujet présente également des ectopies supraventriculaires.

Le signal HRV de ce sujet présente une puissance élevée dans les bandes ULF et HF, indiquant une activité sympathique élevée. La puissance dans les bandes VLF et LF sont relativement faibles. Le rapport LF/HF est relativement bas, suggérant une prédominance du système parasympathique. Cela indique une régulation autonome altérée du système cardiovasculaire.

V. Conclusion

Dans ce projet de fin d'études, nous avons analysé les signaux de variabilité du rythme cardiaque (HRV) générés à partir des signaux ECG de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database. Dans un objectif didactique, parmi les résultats obtenus, nous avons présenté les résultats de 5 signaux HRV pour illustrer l'intérêt de l'analyse spectrale paramétrique autorégressive envers l'étude de la variabilité du rythme cardiaque. Ces signaux HRV bénéficiant de l'annotation de la base de données, ont révélé différentes morphologies pathologiques dans les battements cardiaques, telles que des battements prématurés auriculaires et ventriculaires, des contractions ventriculaires précoces, des ectopies supraventriculaires et ventriculaires, ainsi que des épisodes de tachycardie ventriculaire. L'analyse de ces signaux HRV a également permis d'évaluer l'activité sympathique et parasympathique, ainsi que la régulation autonome du système cardiovasculaire chez chaque patient.

Pour l'ensemble des 5 signaux HRV présentés, l'activité sympathique était élevée dans les bandes ULF et HF, indiquant une réponse de stress ou une activation du système sympathique. Les puissances dans les bandes VLF et LF étaient faible. Les rapports LF/HF étaient variables, indiquant une modulation parasympathique différente d'un patient à l'autre.

Conclusion générale

Le système parasympathique (SNP) et le système nerveux sympathique (SNS) interagissent mutuellement pour réguler la plupart des fonctions corporelles. Le signal HRV, qui représente la variation de la durée des contractions cardiaques, est un bio-marqueur non-invasif fiable.

Dans ce projet de fin d'études, nous avons généré les signaux HRV à partir du traitement des signaux ECG de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, et ce en utilisant l'algorithme de Pan-Tompkins. Nous avons traité l'ensemble des signaux HRV générés par la méthode de Yule-Walker.

L'ordre du modèle est déterminé en utilisant le critère d'information d'Akaike (AIC). Le critère d'information d'Akaike fournit le meilleur compromis entre ajustement et complexité. Il est expliqué que l'estimation paramétrique autorégressive est une méthode couramment utilisée pour estimer les caractéristiques des signaux HRV. Cette approche permet de modéliser le signal HRV en utilisant un modèle autorégressif, qui est une représentation mathématique basée sur les propriétés statistiques du signal. L'estimation paramétrique autorégressive permet d'obtenir des spectres consistants du signal HRV, fournissant ainsi des informations sur la distribution de l'énergie dans différentes bandes de fréquence.

Les résultats obtenus montrent clairement la résolution fréquentielle meilleure au niveau des DSP calculées à partir des modèles autorégressifs des signaux HRV. A partir des DSP obtenues, nous avons calculé les puissances du signal HRV dans les bandes VLF, LF, HF, ce qui conduit à calculer le rapport LF/HF. Ce paramètre est un élément clé permettant d'apprécier l'équilibre sympatho-vagal du systèmes nerveux autonome. Ce paramètre est étroitement lié au mode de vie, à l'activité physique telle que le sport, aux habitudes alimentaires, au rythme du sommeil, à la fatigue et au tabagisme.

Références bibliographiques

- [1] R. Lakshmi Devi et V. K Alaivani . “Machine learning and IoT-based cardiac arrhythmia diagnosis using statistical and dynamic features of ECG”. In : Journal of Supercomputing 76 . 9 (2020), p. 6533 - 6544 .
- [2] Obraska P., Perlemuter L., Quevauvilliers J Médecine, appareil cardiovasculaire » Edition Masson Tome II 1968.
- [3] Fischbach Guide pratique du cardiaque, prévention et suivi. Ed. FrisonRoche, 2002.
- [4] Augustus D. Waller . “A Demonstration on Man of Electromotive Changes accompanying the Heart’s Beat”. In : The Journal of Physiology 8 . 5 (1887), p. 229 - 234 .
- [5] Ershler I. Willem Einthoven : The man. The string galvanometer electrocardiograph, in : Arch. Intern. Med., 148, 453-455, 1988.
- [6] Einthoven W. Un nouveau galvanomètre, in : Arch. Néerland. Sci exactes naturelles, Série 2, 6, 625-633, 1901.
- [7] Goldberger E: A simple, indifferent, electrocardiographic electrode of zero potentials, Am Heart J., technique of obtaining augmented, unipolar, extremity leads. 1942, Vol. 23, p.483-92.
- [8] Jänig W. “Autonomic Nervous System”. In : Schmidt R.F., Thews G. (eds) Human Physiology. Springer Berlin Heidelberg, 1989 , p. 333 - 370 .
- [9] Zhaoyi Q in et al. “Stress level evaluation using BP Neural network based on time-frequency analysis of HRV”. In : 2017 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). (2017), p. 1798 - 1803 .
- [10] Jiapu Pan et Willis J. Tompkins . “A Real-Time QRS Detection Algorithm”. In : IEEE Transactions on Biomedical Engineering BME- 32 . 3 (1985), p. 230 - 236 .
- [11] Ary Goldberger et al. “PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet : components of a new research resource for complex physiologic signals”. In : circulation.

- [12] G.B. Moody et R.G. Mark . “The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database”.In : IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine 20 . 3 (2001), p. 45 - 50 .
- [13] Forte, Giuseppe, Francesca Favieri, and Maria Casagrande. "Heart rate variability and cognitive function: A systematic review." *Frontiers in neuroscience* 13 (2019): 710.
- [14] Lu, Lei, et al. "Uncertainties in the Analysis of Heart Rate Variability: A Systematic Review." *IEEE Reviews in Biomedical Engineering* (2023).
- [15] Diker, A., Avci, E., & Gedikpinar, M. Determination of R-peaks in ECG signal using Hilbert Transform and Pan-Tompkins Algorithm. *Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*. 2017, 25. doi:10.1109/siu.2017.7960235.
- [16] Portet, François. thèse pour obtenir le grade Docteur. Pilotage d’algorithmes pour la reconnaissance en ligne d’arythmies cardiaques. l’Université de Rennes 1 , 6 decembre 2005.
- [17] Ramirez-Villegas, E. Lam-Espinosa, F. Ramirez-Moreno, C. CalvoEcheverry, W. Agredo-Rodriguez, “Heart Rate Variability Dynamics for the Prognosis of Cardiovascular Risk”, *Plos One*, vol 6, issue 2, February 2011.
- [18] L. Murukesan, M. Murugappan, M. Iqbal and K. Saravanan, “Machine Learning Approach for Sudden Cardiac Arrest Prediction Based on Optimal Heart Rate Variability Features”, *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, vol. 4, 1-12, 2014.
- [19] P. Babu and P. Stoica, “Spectral analysis of nonuniformly sampled data - a review,” *Digital Signal Processing*, vol. 20, pp. 359-378, 2010.
- [20] Diker, A., Avci, E., & Gedikpinar, M. Determination of R-peaks in ECG signal using Hilbert Transform and Pan-Tompkins Algorithm. *Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*. 2017, 25. doi:10.1109/siu.2017.7960235.
- [21] Francis. Castanié. *Digital spectral analysis : parametric, non-parametric and advanced methods*. London : ISTE ; Hoboken, N.J. : Wiley, 2011.

- [22] Besson, C., Saubade, M., Gremeaux, V., Millet, G., p., Schmitt, L., Analyse de la variabilité de la fréquence cardiaque : méthodes, limites et exemples cliniques, *Rev Med Suisse*, 2020/701 (Vol.6), p. 1432–1437. DOI: 10.53738/REVMED.2020.16.701.1432.
- [23] N. Dridi and M. Hadzagic, "Akaike and Bayesian Information Criteria for Hidden Markov Models," in *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 26, no. 2, pp. 302-306, Feb. 2019, doi: 10.1109/LSP.2018.2886933.
- [24] Tortora GJ, Derrickson BH. *Principles of Anatomy and Physiology*. 15th ed New York: John Wiley and Sons, Inc; (2017)
- [25] Olshansky B, Sabbah HN, Hauptman PJ, Colucci WS. Parasympathetic nervous system and heart failure: pathophysiology and potential implications for therapy. *Circulation* (2008) 118:863–71.
- [26] Stampfer HG, Dimmitt SB. Variations in circadian heart rate in psychiatric disorders: theoretical and practical implications. *Chronophysiol Ther* (2013) 3:41–50.
- [27] Schmidt H, Müller-Werdan U, Hoffmann T, Francis DP, Piepoli MF, Rauchhaus M, et al. Autonomic dysfunction predicts mortality in patients with multiple organ dysfunction syndrome of different age groups. *Crit Care Med* (2005) 33:1994–2002.
- [28] Shaffer F, McCraty R, Zerr CL. A healthy heart is not a metronome: an integrative review of the heart's anatomy and heart rate variability. *Front Psychol* (2014) 5:1040.
- [29] Thayer JF, Yamamoto SS, Brosschot JF. The relationship of autonomic imbalance, heart rate variability and cardiovascular disease risk factors. *Int J Cardiol* (2010) 141:122–31. 10.1016/j.ijcard.2009.09.543

Résumé

Dans ce projet de fin d'études, nous avons généré les signaux HRV à partir du traitement des signaux ECG de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, et ce en utilisant l'algorithme de Pan-Tompkins. Nous avons traité l'ensemble des signaux HRV générés par la méthode de Yule-Walker. L'ordre du modèle est déterminé en utilisant le critère d'information d'Akaike (AIC). Les résultats obtenus montrent clairement la résolution fréquentielle meilleure au niveau des DSP calculées à partir des modèles autorégressifs des signaux HRV. A partir des DSP obtenues, nous avons calculé les puissances du signal HRV dans les bandes VLF, LF, HF, ce qui conduit à calculer le rapport LF/HF. Ce paramètre est un élément clé permettant d'apprécier l'équilibre sympatho-vagal du système nerveux autonome. Ce paramètre est étroitement lié au mode de vie, à l'activité physique telle que le sport, aux habitudes alimentaires, au rythme du sommeil, à la fatigue et au tabagisme.

Mots clés : variabilité du rythme cardiaque (HRV), MIT-BIH Arrhythmia Database, Analyse spectrale, modèle autorégressif (AR), Système nerveux autonome (SNA).

Abstract

In this end-of-study project, we generated HRV signals by processing ECG signals from the MIT-BIH Arrhythmia Database using the Pan-Tompkins algorithm. We processed all the HRV signals generated using the Yule-Walker method. The model order is determined using the Akaike Information Criterion (AIC). The results obtained clearly show improved frequency resolution in the power spectral density (PSD) calculated from autoregressive models of HRV signals. From the obtained PSD, we calculated the power of the HRV signal in the VLF, LF, and HF bands, which led to the calculation of the LF/HF ratio. This parameter is a key element in assessing the sympatho-vagal balance of the autonomic nervous system. This parameter is closely linked to lifestyle, physical activity such as sports, dietary habits, sleep patterns, fatigue, and smoking.

Keywords: heart rate variability (HRV), MIT-BIH Arrhythmia Database, spectral analysis, autoregressive (AR) model, autonomic nervous system (ANS).

ملخص

في مشروع نهاية الدراسة هذا ، أنشأنا إشارات HRV عن طريق معالجة إشارات ECG من قاعدة بيانات عدم انتظام ضربات القلب MIT-BIH باستخدام خوارزمية Pan-Tompkins. لقد عالجت جميع إشارات HRV التي تم إنشاؤها باستخدام طريقة Yule-Walker. يتم تحديد ترتيب النموذج باستخدام معيار معلومات Akaike. تظهر النتائج التي تم الحصول عليها بوضوح دقة التردد في الكثافة الطيفية للقدرة (PSD) المحسوبة من نماذج الانحدار التلقائي لإشارات HRV. من PSD الذي تم الحصول عليه ، قمنا بحساب قوة إشارة HRV في نطاقات VLF و LF و HF ، مما أدى إلى حساب نسبة LF / HF. هذه القيمة هي عنصر أساسي في تقييم التوازن الودي-المبهم للجهاز العصبي اللاإرادي. ترتبط هذه المعلمة ارتباطاً وثيقاً بنمط الحياة والنشاط البدني مثل الرياضة والعادات الغذائية وأنماط النوم والتعب والتدخين.

الكلمات المفتاحية: تقلب معدل ضربات القلب (HRV) ، قاعدة بيانات MIT-BIH عدم انتظام ضربات القلب ، التحليل الطيفي ، نموذج الانحدار الذاتي (AR) ، الجهاز العصبي اللاإرادي (ANS).