

UNIVERSITE ABDEL HAMID IBN BADIS DE MOSTAGANEM



UNIVERSITE
AbdelHamid Ibn Badis
MOSTAGANEM

FACULTE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE

MEMOIRE

Présenté pour obtenir

LE DIPLOME DE MAGISTER EN ÉLECTRONIQUE

Option : Modélisation des Signaux Aléatoires et Applications

Par

Mr. CHERIGUI Azeddine

Étude de l'équilibre sympatho-vagale par paquets
d'ondelettes, Algorithme K-S et modèle autorégressif.

Soutenu le : 28/01/2016 Devant le Jury composé de :

Président : Mr. HADRI.B Prof Université de Mostaganem

Examineurs : M^{me}. HOCINE.R MCA Université U.S.T.O

 M^{me}. BENOUDNINE.H MCA Université de Mostaganem

Encadreur : Mr. YAGOUBI.B Prof Université de Mostaganem

باسم الله الرحمن الرحيم

Remerciement

Je remercie tout d'abord ALLAH mon dieu le miséricordieux qui ma beaucoup aidé pour finir ce modeste travail qui je souhaite qu'il soit satisfait ce que nous avons fait grâce à sa vaste miséricorde.

Particulièrement je remercie mon encadreur Mr. A Yagoubi pour ses sages orientations et ses conseils judicieux.

Remerciement également les membres du jury d'avoir accepté de juger ce travail.

Je remercie aussi tous qui ma aidé de près où de loin pour finir cette mémoire.

Finalement je n'oublie j'aimais ma promotion de Magister 2012/2015.

Merci Merci Merci

Dédicace

Je dédis ce travail premièrement

A mes très cher parents pour leur amour et leur attendant et espoir pour me voir réussir grimper plus haut niveaux dans cette vie et l'autre delà, prie à ALLAh de les garder en plein santé dans toute leur vie.

A ma petite famille ma femme, mes filles Meriem et Kawther et mon fils Abderrahmane qu'ALLAH les protège pour toute leur vie.

A mes frères et mes sœurs, à ceux qu'ils veulent me voir réussir.

CHERIGUI. Azeddine

Liste des abréviations

SCV	Système cardiovasculaire.
PRA	Période Réfractaire Absolue.
PRR	Période Réfractaire Relative.
NAV	Nœud Auriculo-Ventriculaire.
NS	Nœud Sinusal
ECG	ElectroCardioGramme.
Pa	Pression artérielle.
PA	Potentiel d'Action.
HF	Haute Fréquence.
BF	Basse Fréquence.
TBF	Très Basse Fréquence.
UBF	Ultra Basse Fréquence.
FC	Fréquence Cardiaque
bpm	battements cardiaques par minute.
VES	Volume d'Ejection Systolique.
PMA	Puissance Maximale Aérobie
SN	Système Nerveux.
SNS	Système Nerveux Somatique.
SNA	Système Nerveux Autonome.
Ach	Acétylcholine.
HRV	Heart Rate Variability (variabilité du rythme cardiaque).
IDM	Infarctus Du Myocarde.
IC	l'Insuffisance Cardiaque.
SDNN	déviatoin standard des intervalles RR normalisés successifs.
SDANN	l'écart type des intervalles RR moyennes sur des périodes de 5 minutes, (min).
ASDNN	est la moyenne des écarts types des intervalles RR sur 5 min, (msec).
NN50	nombre absolu de différences de plus de 50 ms, entre les intervalles RR successifs.
RMSSD	la racine carrée de la moyenne des différences au carré entre les intervalles RR successifs, (msec).
ASR	Arythmie Sinusale Respiratoire.

AV	Auriculo-Ventriculaire.
TFR	Transformation de Fourier Rapide.
TP	Total Power.
IEC	Inhibiteurs de l'Enzyme de Conversion de l'angiotensine.
ApEn	L'entropie approximative.
SampEn	L'entropie d'échantillon.
DFA	Detrended Fluctuation Analysis.
TOC	Transformée en Ondelettes Continue.
FDC	Fonction de Distribution Cumulative /Cumulative Distribution Function (CDF).

Table des matières

Table des matières	iv
Liste des figures	Vii
Liste des abréviations	X
Introduction générale	1
<u>CHAPITRE I</u> : Le système cardiovasculaire	
I.1 Introduction	2
I.2 La circulation artérielle et veineuse	2
I.3 Le cœur et le potentiel d'action	3
I.3.1 Le système spécialisé d'excitation.....	6
I.3.2 Le fonctionnement électrique.....	6
I.3.2 L'ECG.....	7
I.4 Le système vasculaire	9
I.4.1 La pression artérielle.....	10
I.4.2 Consommation d'oxygène.....	10
I.5 Le Système Nerveux (SN)	11
I.5.1 Le Système Nerveux Autonome (SNA).....	13
I.5.2 Physiologie du SNA : neurotransmetteurs et récepteurs.....	13
I.5.3 Régulation du système cardiovasculaire.....	14
I.5.3.1 Effets de la stimulation Parasympathique ($P\Sigma$).....	15
I.5.3.2 Effets de la stimulation sympathique (Σ).....	16
I.5.4 Effets du SNA sur l'activité cardiaque.....	16
I.5.5 Régulation de la pression artérielle.....	17
I.6 Mécanismes de modulation de la fréquence cardiaque par le système nerveux autonome	18
I.7 Conclusion	21
<u>CHAPITRE II</u>: Variabilité du Rythme Cardiaque L'HRV	
II.1 Introduction	24
II.2 Définition de l'HRV	24
II.3 Historique de l'HRV	25
II.4 Analyse de HRV	26
II.5 Détection des différentes ondes	26
II.6 Techniques de mesure de l'HRV	27
II.6.1 Analyse temporelle (time domain).....	28

II.6.2 Analyse fréquentielle (frequency domain).....	30
II.7 La densité spectrale.....	31
II.7.1 Densité spectrale de haute fréquence.....	33
II.7.2 Densité spectrale de basse fréquence.....	33
II.8 Le rapport LF/ HF.....	34
II.9 Recommandations pour l'analyse fréquentielle de l'HRV.....	34
II.10 Assimilation entre les analyses temporelle et fréquentielle de l' HRV.....	34
II.11 Analyse non linéaire.....	35
II.12 Facteurs influençant l'HRV chez le sujet sain.....	37
II.12.1 Age et FC.....	37
II.12.2 Sexe.....	37
II.12.3 Poids.....	38
II.12.4 Exercice physique.....	38
II.13 Conclusion.....	39

CHAPITRE III : Spectre fft & Autorégressif Par logiciel Kubios HRV.

III.1 Introduction.....	43
III.2 Prétraitement des intervalles du temps RR du HRV.....	43
III.3 Les méthodes non linéaires.....	44
III.3.1 Poincaré plot.....	44
III.3.2 L'analyse de l'entropie.....	45
III.3.2.1 L'entropie approximative.....	46
III.3.2.2 Entropie d'échantillon.....	47
III.3.3 Analyse des fluctuations redressées (DFA Detrended Fluctuation Analysis)...	48
III.4 Les résultats expérimentant des données utilisées.....	51
III.5 Conclusion.....	58

CHAPITRE IV : Transformées en ondelettes.

IV.1 Introduction.....	60
IV.2 Transformée en ondelettes continue (TOC / CWT).....	62
IV.3 Transformée en ondelettes discrètes (TOD/ DWT).....	63
IV.4 Exemples d'ondelettes.....	64
IV.4.1 L'ondelette de Morlet.....	64
IV.4.2 Le chapeau mexicain.....	65

IV.4.3 L'ondelette de Haar.....	66
IV.4.4 L'ondelette de Daubechies.....	67
IV.5 Paquet d'ondelettes.....	68
IV.5.1 Introduction.....	68
IV.5.2 Ondelettes vers paquet d'ondelettes : décomposition les détails.....	68
IV.5.3 Construire du paquet d'ondelettes.....	69
IV.5.4 Organisation du paquet d'ondelettes.....	70
IV.5.5 Décomposition du spectre des fréquences.....	70
IV.5.6 Explication et constatation.....	71
IV.6 Conclusion.....	79
<u>CHAPITRE V : Stationnarité & non stationnarité Avec l'algorithme K-S.</u>	
V.1 Introduction.....	80
V.2 Notions de stationnarité et non stationnarité des signaux.....	80
V.3 La fonction de répartition empirique.....	81
V.3.1 Test de K-S d'un échantillon.....	82
V.3.2 Test de K-S de deux échantillons.....	83
V.4 Décomposition des deux vecteurs LF et HF afin trouver la stationnarité.....	84
V.5 Algorithme de segmentation	89
V.6 Conclusion	95
Conclusion général & Recommandations pour les projets futurs	
Bibliographie.....	96

Liste des figures

CHAPITRE I:

Figure I.1	Représentation schématique du système cardiovasculaire	2
Figure I.2	La circulation artérielle et veineuse	3
Figure I.3	Schéma fonctionnel du cœur.....	5
Figure I.4	le potentiel d'action	6
Figure I.5	Fonctionnement électrique du cœur	8
Figure I.6	L'Electrocardiogramme (ECG)	8
Figure I.7	Représentation simultanée d'un ECG et d'un potentiel d'action.....	9
Figure I.8	Place du SNA dans le système nerveux.....	13
Figure I.9	Schéma anatomique général des deux branches du SN.....	14
Figure I.10	Innervation autonome du système cardiovasculaire.....	16
Figure I.11	contrôle du nœud sinusal par le SNA.....	21

CHAPITRE II :

Figure II.1	Détection de différentes ondes.....	27
Figure II.2	représentation schématique de l'analyse spectrale de l'HRV sur une..... courte durée (5 min).	32
Figure II.3	représentation schématique de l'analyse spectrale de l'HRV sur une..... courte durée (5min).	33
Figure II.4	Exemple de graphe de Poincaré pour une série de périodes RR.....	37
Figure II.5	Analyse des fluctuations redressées avec un log log de la fonction F par apport... n , α_1 et α_2 sont le court terme et long terme de la fluctuation respectueusement.	38

CHAPITRE III:

Figure III.1	Dérivation de deux signaux HRV d'un ECG intervalle tachygramme au..... milieu et intervalle série.	43
Figure III.2	représentation des de droites (SD_1) et (SD_2).....	44
Figure III.3	algorithme de la DFA. (A) : série temporelle des intervalles..... inter-battements chez un sujet sain adulte. (B) la courbe en noir est la série temporelle intégrée $y(k)$. Les lignes verticales indiquent la longueur des fenêtres ($n=100$) qui représentent les intervalles inter-battements; les segments rouges représentent la « tendance » estimée dans chaque fenêtre (n $= 100$) par la méthode des moindres carrés; les segments bleus représentent la	45

« tendance » estimée dans chaque fenêtre ($n = 200$) par la méthode des moindres carrés. A noter que l'écart entre la courbe $y(k)$ et les droites rouges est plus petit que l'écart entre la courbe $y(k)$ et les droites bleues. (C) $F(n)$ en fonction de la longueur des fenêtres n , le graphique log-log. Le rond rouge est le point pour $F(100)$ et le point bleu est le point pour $F(200)$. La relation linéaire, sur le graphique log-log révèle la présence d'autosimilarité par une loi de puissance n^α . La pente de cette droite correspond au paramètre α (81). Ici, $\alpha \approx 1$ révélant l'autosimilarité; $\alpha = 0.5$ indique un bruit blanc; $\alpha = 1.5$ indique un bruit Brownien.

Figure III.4	différents représentation graphique de o_1	52
Figure III.5	différents représentation graphique de y_1	53
Figure III.6	Deux tachogrammes (a et b) avec en abscisse le nombre de battements..... cardiaques (1 à 256) et en ordonnée la période R-R correspondant à chaque battement. Les figures (c) et (d) représentent respectivement les spectres de fréquence des tachogrammes (a) et (b) réalisés par une méthode paramétrique autorégressive, alors que les spectres (e) et (f) ont été calculés à partir des mêmes tachogrammes à l'aide d'une méthode non paramétrique (FFT). On peut constater la différence d'aspect des spectres obtenus à partir des deux méthodes fréquentielles, la méthode paramétrique donne un spectre à l'aspect plus lisse au regard de celui obtenu avec une FFT.	58

CHAPITRE IV:

Figure IV.1	Exemple théorique d'application de la transformée en ondelettes. D'après..... Pichot et al.	62
Figure IV.2	(a) signal 'shirp' avec accroissement fréquentiel dans le temps. (b) résultat de la décomposition en l'échelle (niveau1) en utilisant une ondelette d'analyse type Daubechies à 4 coefficients.	64
Figure IV.3	Ondelette de Morlet.....	65
Figure IV.4	Le chapeau mexicain.....	66
Figure IV.5	Ondelette de Haar.....	67
Figure IV.6	Transformée de Fourier de l'ondelette de Haar.....	68
Figure IV.7	(a)Daudechies4, Daubechies6, (c) Daubechies8.....	68
Figure IV.8	l'arbre de niveau 3 de la décomposition de paquet d'ondelettes.....	70
Figure IV.9	Paquet d'ondelettes organisé dans un arbre avec j définit la profondeur et la fréquence n définit la position dans l'arbre.	71

Figure IV.10	l'arbre des niveaux de la décomposition du spectre des fréquences.....	71
Figure IV.11	Arbre des paquets d'ondelettes, (o1).....	73
Figure IV.12	Le signal original o1.....	73
Figure IV.13	Les deux signaux des de paquets (5,26) et (5,27).....	74
Figure IV.14	Les deux signaux lf [0.04 0.15] ; hf [0.15 0.4].....	74
Figure IV.15	Périodogram de la densité de puissance spectrale.....	75
Figure IV.16	Arbre des paquets d'ondelettes, (y1).....	75
Figure IV.17	Le signal original y1.....	76
Figure IV.18	Les deux signaux des de paquets (5,20) et (5,21).....	76
Figure IV.19	Les deux signaux lf [0.04 0.15] ; hf [0.15 0.4].....	77
Figure IV.20	Périodegram de la densité de puissance spectrale.....	77

CHAPITRE V :

Figure V.1	Test statistique k-s d'un échantillon.....	84
Figure V.2	Test statistique k-s de deux échantillons.....	85
Figure V.3	Les deux signaux lf et hf du paquets (5, 26) et (5, 27).....	87
Figure V.4	La superposition des deux signaux lf et lfr.....	87
Figure V.5	La superposition des deux signaux hf et hfr.....	88
Figure V.6	Représentation des segments stationnaires sur le signal lf et hf.....	89
Figure V.7	La superposition des deux signaux lfO1, lfO1r	91
Figure V.8	La superposition des deux signaux hfO1, hfO1r	91
Figure V.9	La segmentation des deux bandes(a) lfO1 et (b) hfO1.....	92
Figure V.10	La segmentation des deux bandes(a) lfyl et (b) hfy1	93

Liste des Tableaux

Tableau II.1	Les diverses mesures de l'HRV dans le domaine temporel.	30
Tableau II.2	Correspondance entre les mesures temporelles et les mesures fréquentielles. de l' HRV.	35
Tableau III.1	Différents genres de bruits selon l'exposant α .	49
Tableau III.2	Etat humain examiné selon le rapport LF/HF .	55
Tableau IV.1	Etat humain examiné selon α .	78
Tableau V.1	l'état humain examiné selon σ/σ' .	88
Tableau V.2	récapitulatif de la balance sympatho-vagale.	94

Résumé :

Etude de l'équilibre sympatho-vagale par paquets d'ondelettes, Algorithme K-S et modèle autorégressif.

Les signaux cardiovasculaires sont, en général, quasi-périodiques avec une période qui n'est pas strictement constante. Ces variations sont dues à l'action du système nerveux autonome (SNA). Le premier problème confronté est le non stationnarité du signal HRV (variabilité du rythme cardiaque) en raison de l'état instable du comportement sympathique et parasympathique. Pour résoudre ce problème on étudiera l'équilibre sympatho-vagale exprimé par le rapport de la densité spectrale dans la bande des basses fréquences sur celle des hautes fréquences noté LF/HF en appliquant différentes méthodes ; paquets d'ondelettes, Algorithme K-S et modèle autorégressif afin d'extraire des informations utiles sur l'état de l'individu en particulier son état physiologique qui peut être déterminé dans les bandes des fréquences LF et HF.

Abstract:

Study of balance sympatho-vagale by packet of wavelet, K-s Algorithm and autoregression model.

The cardiovascular signals are, in general, quasi-periodicals with one period which is not strictly constant. These variations are due to the action of the autonomous nervous system (SNA). The first confronted problem is nonthe stationnarity of signal HRV (variability of the rate of heartbeat) because of the state unstable of the behavior sympathetic nerve and parasympathetic. To solve this problem one will study balance sympatho-vagale expressed by the report/ratio of the spectral density in the band of the low frequencies on that of the high frequencies noted LF/HF by applying various methods; packet of ondelettes, K-S Algorithm and autoregression model in order to extract from useful information on the state of the individual in particular his physiological state which can be given in the bands of frequencies LF and HF.

Keywords: time-frequency analysis, packet of wavelet, autonomous nervous system (SNA), variability of the rate of heartbeat (HRV), Low Frequencies (LF), High Frequencies (HF).

ملخص: دراسة توازن التجاوب العصبي بواسطة مصفاة ذات موجات صغيرة، نموذج تراجعي ذاتي، خوارزمية k-s

إن إشارات (موجات) القلب هي في الغالب شبه دورية بدور ليس ثابت تماما، وهذا التغير ناجم عن النظام العصبي الدائم. المشكل يكمن في التغير غير الثابت في نبضات القلب بسبب الحالة للمستقرة في تصرف العصب الودي أو نظيره، لمعالجة هذا المشكل نقوم بدراسة توازن التجاوب العصبي عن طريق حساب النسبة بين الكثافة الطيفية الموجودة في طبقة الذبذبات المنخفضة (0.04 هرتز 0.15 هرتز) و الكثافة الطيفية الموجودة في طبقة الذبذبات العالية (0.15 هرتز 0.4 هرتز) وذلك باستخدام طرق مختلفة منها مصفاة ذات موجات صغيرة، نموذج تراجعي ذاتي، خوارزمية k-s وذلك قصد استخراج معلومات قيمة حول حالة الشخص المعالج و بالأخص حالته الفسيولوجية التي يمكن أن تحدد ضمن طبقة الذبذبات المنخفضة أو العالية.

INTRODUCTION GENERALE

L'évolution de la médecine s'accélère. Le nombre de malades suivis quotidiennement élevé et par conséquent, la multitude de cas se présentant, rendent désormais indispensable l'utilisation des systèmes d'aide à la surveillance et au diagnostic. Leur utilité dans les hôpitaux, tant pour les médecins et les étudiants en médecine que pour le malade lui-même, n'est plus à démontrer.

Ce travail, de nature scientifique. L'objectif de cette étude est de donner aide au diagnostic médical dans les pathologies sympatho-vagale en exploitant le signal électrocardiogramme ECG et montré les possibilités d'utiliser des techniques de traitement du signal pour détecter l'effet des arythmies cardiaques sur des enregistrements de signaux ECG réels sur l'état sympathique du patient. Parmi ces techniques : model autorégressif, paquet d'ondelette et segmentation ks.

Dans cet objectif, nos travaux se sont orientés d'une part vers le développement d'un programme d'extraction des informations contenu dans le signal électrocardiogramme ECG, et d'autre part vers la conception d'un classificateur des arythmies cardiaques. Ce classificateur sera capable de gérer d'une façon efficace et satisfaisante les différents aspects d'informations médicales nécessaires aux médecins pour la prise de décision de la balance vago-sympathique.

La première partie relative à l'extraction les deux bandes de fréquences celle de basse fréquence lf et celle de haute fréquence hf correspondent l'enregistrement ECG. Cependant, il n'est pas toujours possible de disposer d'un ensemble de données (enregistrements ECG) suffisant. En particulier dans le domaine médical, il est souvent difficile d'associer une vérité médicale à la donnée patiente. Dans le cadre de ce travail, la source des signaux ECG que nous avons traité est la base de données universelle « MIT BIH Arrhythmia Database ». Il est alors nécessaire de mettre au point des techniques améliorées capables de détecter, d'identifier et de localiser simultanément les différentes ondes constituant le signal ECG.

La deuxième partie est relative au calcul le ratio lf / hf, ce rapport est très nécessaire pour conclure l'état sympathique du patient, si le rapport est inférieur à un l'état dominante est sympathique s'il est supérieur à un alors c'est l'état parasympathique qui est dominante.

L'essentiel de la présente étude se divise en cinq chapitres. Nous commençons par une représentation de l'organe cible (chapitre 1) : le système cardiovasculaire. Le potentiel d'action, le fonctionnement électrique et le système nerveux autonome. Le deuxième chapitre regroupe la variabilité du rythme cardiaque (HRV), les différentes ondes, techniques de mesure HRV, la densité spectrale et le rapport lf/hf.

Nous présentons dans le chapitre 3 un logiciel Kubios HRV avec ces différentes utilités pour donner le rapport lf/hf avec le modèle autorégressif et dans le chapitre 4 on cherche le même rapport par la méthode de paquet d'ondelette. Enfin, le chapitre 5 présente les résultats obtenus par la méthode de segmentation. Après et finalement les perspectives et recommandations.

CHAPITRE I

Le Cœur et l'Electrocardiographie

I. Le système cardiovasculaire

I.1 Introduction

Le cœur et le système vasculaire constituent le système cardiovasculaire (SCV). Le cœur se décompose en double pompe, qui assurent la circulation du sang dans deux réseaux complémentaires : celui des artères et celui des veines, et du système vasculaire, comme l'illustre la figure (I.1). L'objectif principal du système cardiovasculaire est d'assurer un flux de sang adéquat continu et sous pression suffisante aux organes et aux tissus cellulaires du corps afin de satisfaire aux besoins énergétiques [1] [2].

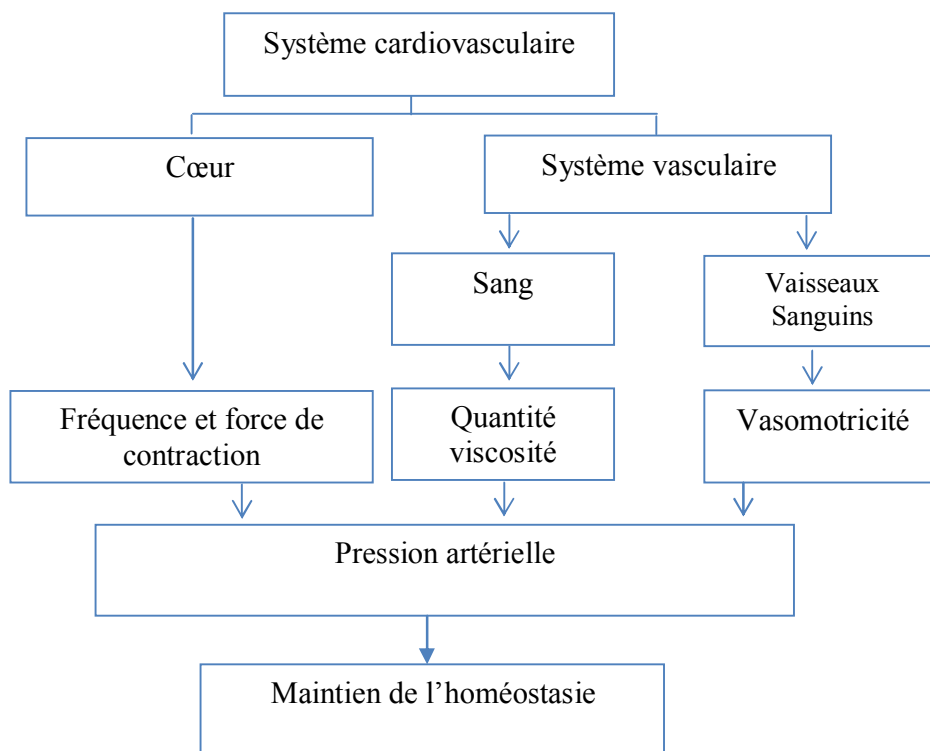


Figure I.1: Représentation schématique du système cardiovasculaire.

I.2 La circulation artérielle et veineuse

Le circuit à haute pression c'est le réseau artériel de la grande circulation ; il conduit le sang oxygène à travers le corps dans des vaisseaux sanguins appelés artères, artérioles ou capillaires artériels figure (I.2). Ce dernier niveau est constitué de multiples petites ramifications qui facilitent le transfert de l'oxygène du sang aux organes. Lorsque Le sang devenu pauvre en oxygène, revient au cœur à partir des veines, après il est envoyé par les artères pulmonaires dans ce qu'on appelle la petite circulation où il est oxygéné dans les poumons. Le réseau veineux est le principal réservoir de sang : il contient environ 70% du volume total, qui est de 5 à 6 litres pour un adulte [2].

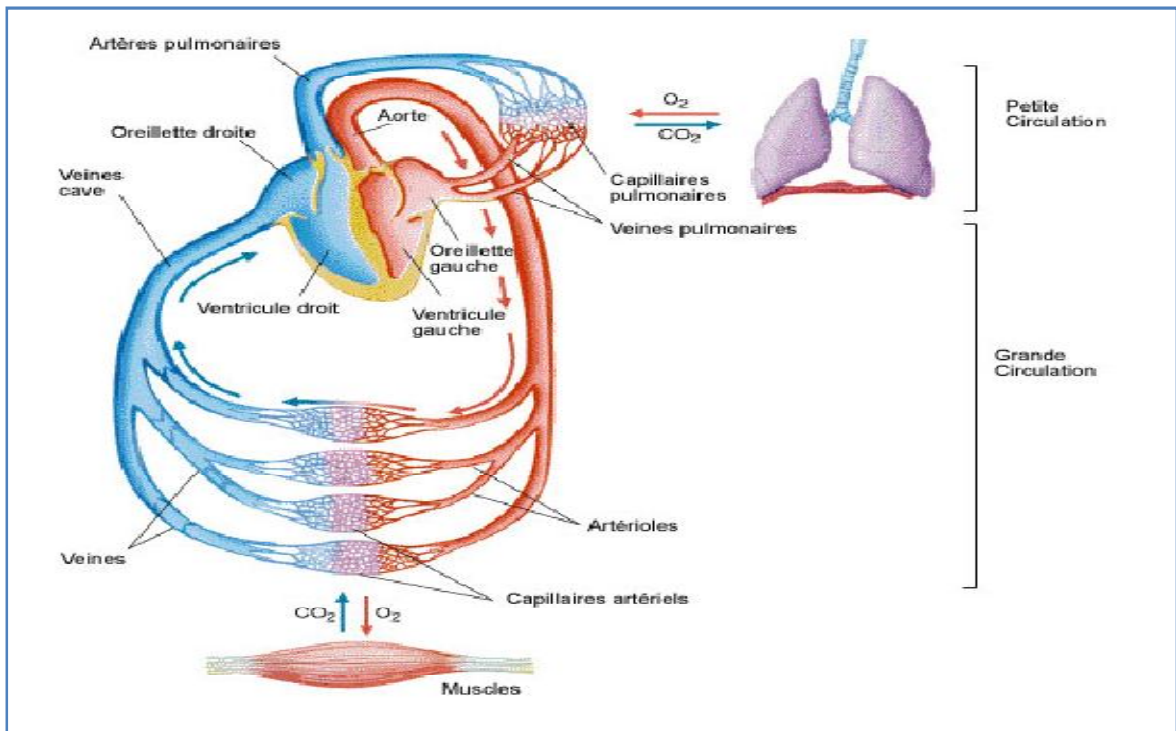


Figure I.2: La circulation artérielle et veineuse.

I.3 Le cœur et le potentiel d'action

La substance du système cardiovasculaire c'est le cœur. Nous décrivons dans la suite du chapitre l'anatomie et le fonctionnement électrique d'un cœur sain.

Il est constitué de quatre cavités contractiles, deux supérieures : les oreillettes gauche et droite qui reçoivent le sang veineux et sont séparées par une paroi interauriculaire et deux cavités inférieures : les ventricules gauche et droit, divisés par une paroi interventriculaire, qui assurent le flux du sang respectivement dans la circulation pulmonaire et dans la circulation systémique. Les valves auriculo-ventriculaire sépare les ventricules et les oreillettes, figure (I.3) [2]. Le cœur joue le rôle essentiel de pompe autonome et fait circuler le sang dans le système vasculaire. Ce fonctionnement autonome est assuré par un système de conduction spécifique décrit ci après.

Toutes les cellules cardiaques sont entourées et remplies avec une solution ionique. Les trois plus importants ions sont : le sodium (Na^+), le potassium (K^+) et le calcium (Ca^{++}). A l'état de repos, supposé état de référence l'intérieur de la membrane cellulaire est chargé négativement par rapport à l'extérieur. Cette différence de potentiel, ou potentiel de repos cellulaire, est voisin de -90mV pour les cellules ventriculaires et dépend des concentrations ioniques dans les milieux intracellulaire et extracellulaire. L'activité électrique cellulaire dépend de la propagation des ions cellule à cellule.

Après une impulsion électrique suffisante arrive à une cellule excitable, il aura un changement d'état l'intérieur de cette cellule devient rapidement positif par rapport à l'extérieur. Ce phénomène appelé la dépolarisation cellulaire. Le retour de la cellule cardiaque à son état de repos est appelé repolarisation. On note que le potentiel d'action (PA) est l'enregistrement des différences de potentiel mesurées entre les milieux intracellulaire et extracellulaire, pendant les processus de dépolarisation et repolarisation d'une cellule. Ce dernier est constitué de cinq phases figure (I.4) [1].

La phase 1 ou dépolarisation rapide : c'est l'entrée passive des ions Na^+ vers le milieu intracellulaire après une excitation électrique au-dessus du seuil d'activation, à ce moment les potentiels mesurés présentent une inversion rapide de polarité.

La phase 2 ou début de la repolarisation : Inactivation des canaux Na^+ et l'effusion de K^+ provoque une repolarisation rapide et de courte durée.

La phase 3 ou plateau : la repolarisation de la phase 2 va continuer mais avec une vitesse très lente. L'ouverture des canaux calcique permet la diffusion lente et passive des ions Ca^{++} vers l'intérieur de la cellule.

La phase 4 ou repolarisation rapide : la fermeture des canaux ioniques spécifiques rend la cellule au potentiel de repos original. En plus, dans la dernière partie de la phase 3, il existe une activation des canaux de potassium, qui permet l'expulsion active de ces ions, facilitant le retour à la négativité originale du potentiel transmembranaire.

La phase 5 : elle correspond au potentiel de repos, où la cellule devient plus facilement excitable. Les caractéristiques de cette phase dépendent du type de cellule concernée.

Pendant les différentes phases du potentiel d'action on voit bien le changement de la propriété d'excitabilité cellulaire. Pendant les phases 1, 2, 3 et la première partie de la phase 4 (souvent jusqu'aux -50 mV), cette période est appelée la période réfractaire absolue (PRA), là où l'excitation externe sera inapte de provoquer un nouveau potentiel d'action. La durée de la PRA dépend de la fréquence à laquelle la cellule est stimulée, plus longue pour des fréquences cardiaques plus basses et inversement pour des fréquences de stimulation plus importantes. La dernière partie de la phase 4 (souvent pour des potentiels inférieurs à -50 mV) associée à la période réfractaire relative (PRR). Pendant la PRR, une stimulation d'amplitude supérieure à la normale (supra-stimulus) peut provoquer un nouveau potentiel d'action qui présentera une durée de la phase 1 rallongée en fonction de

la prématurité de la stimulation. Ces deux processus d'adaptation de la durée de la PRA et de la phase 1 correspondent aux propriétés d'hystérésis de la fonction cellulaire [1].

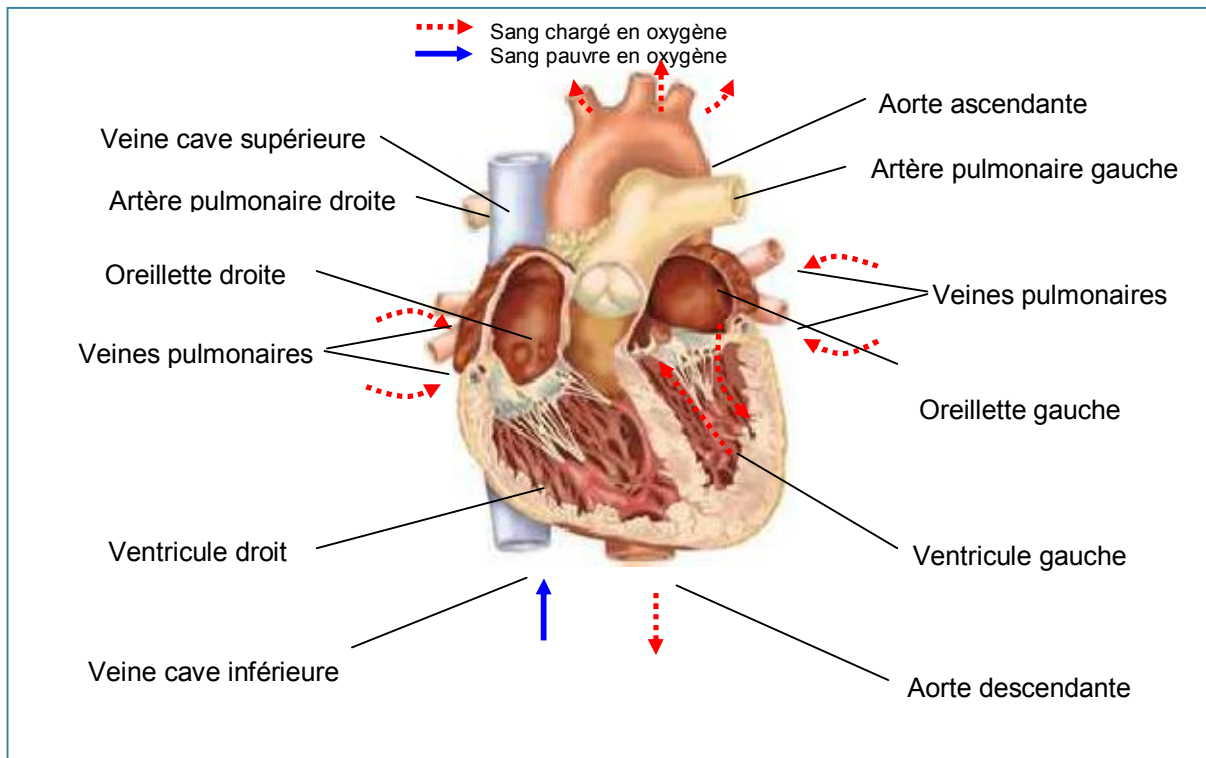


Figure I.3: Schéma fonctionnel du cœur.

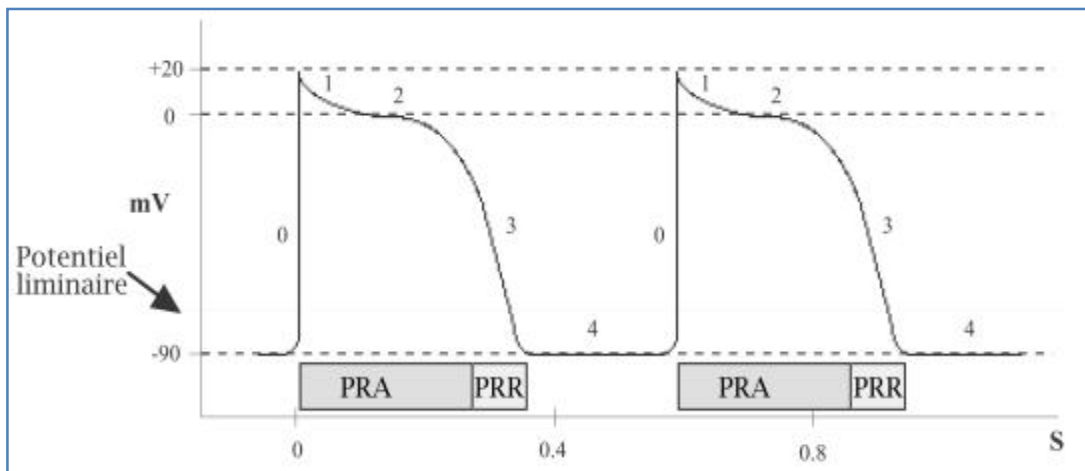


Figure 1.4 : Le potentiel d'action.

I.3.1 Le système spécialisé d'excitation

Les différents éléments constitues Le système spécialisé d'excitation-conduction : le nœud sinusal, le nœud auriculo-ventriculaire (NAV), les voies spécialisés internodales, le faisceau de His, les branches droite et gauche. Les cellules associées à chacune de ces

parties du système d'excitation-conduction présentent une pente de dépolarisation. Dans le cas physiologique normal, cette pente est plus prononcée sur le nœud sinusal. Ainsi, le nœud sinusal est appelé le Pacemaker dominant du cœur. L'activité électrique normale du cœur suit la séquence d'activation suivante :

- **Le nœud sinusal (NS)** : situé dans la partie haute de la paroi intérieure de l'oreillette droite. L'impulsion cardiaque initiée dans le nœud sinusal est transmise aux deux oreillettes, au niveau où débouche la veine cave supérieure. Cette activation est facilitée au moyen des voies spécialisés intermodales qui relient le nœud sinusal au nœud auriculo-ventriculaire.

- **Le nœud auriculo-ventriculaire (NAV)** : il est situé en bas de l'oreillette droite et est constitué de cellules qui présentent une conduction électrique lente. L'activation électrique qui arrive au NAV est physiologiquement ralentie (approximativement 100 ms) avant d'arriver au faisceau de His. Cette propriété physiologique du NAV permet de protéger les ventricules d'un nombre excessif d'activations du NAV et d'activations auriculaires et concède aux oreillettes un temps de vidange plus grand, ce qui optimise la contraction ventriculaire.

- **Le faisceau de His** : il est situé dans la partie haute du septum inter-ventriculaire et ses fibres traversent le tissu connectif (non excitable) qui sépare électriquement les oreillettes des ventricules. Dans les cas normaux, le NAV et le faisceau de His constituent la seule voie de propagation de l'activité électrique cardiaque entre les oreillettes et les ventricules. L'ensemble de ces deux structures est souvent appelé la jonction auriculo-ventriculaire. Le faisceau de His comprend un tronc initial qui se divise en deux branches, droite pour le ventricule droit et gauche pour le ventricule gauche.

I.3.2 Fonctionnement électrique

La dépolarisation des cellules musculaires induit la propagation d'une impulsion électrique le long des fibres musculaires cardiaques. La dépolarisation prend normalement naissance dans le haut de l'oreillette droite (le sinus), et se propage ensuite dans les oreillettes, induisant la systole auriculaire figure (I.5) qui est suivie d'une diastole (décontraction du muscle). L'impulsion électrique arrive alors au nœud auriculo-ventriculaire (AV), seul point de passage possible pour le courant électrique entre les oreillettes et les ventricules. Une courte pause permettant au sang de se couler dans les ventricules, ce qui les laisse se remplir, est assurée par le faisceau de His, qui divisé en deux branches principales, chacune dans un ventricule. Les fibres constituant ce faisceau, complétées par

les fibres de Purkinje, grâce à leur conduction rapide, propagent l'impulsion électrique en plusieurs points des ventricules, et permettent ainsi une dépolarisation quasi instantanée de l'ensemble du muscle ventriculaire, malgré sa taille importante, ce qui assure une efficacité optimale dans la propulsion du sang ; cette contraction constitue la phase de systole ventriculaire. Puis suit la diastole ventriculaire (décontraction du muscle) ; les fibres musculaires se repolarisent et reviennent ainsi dans leur état initial [2].

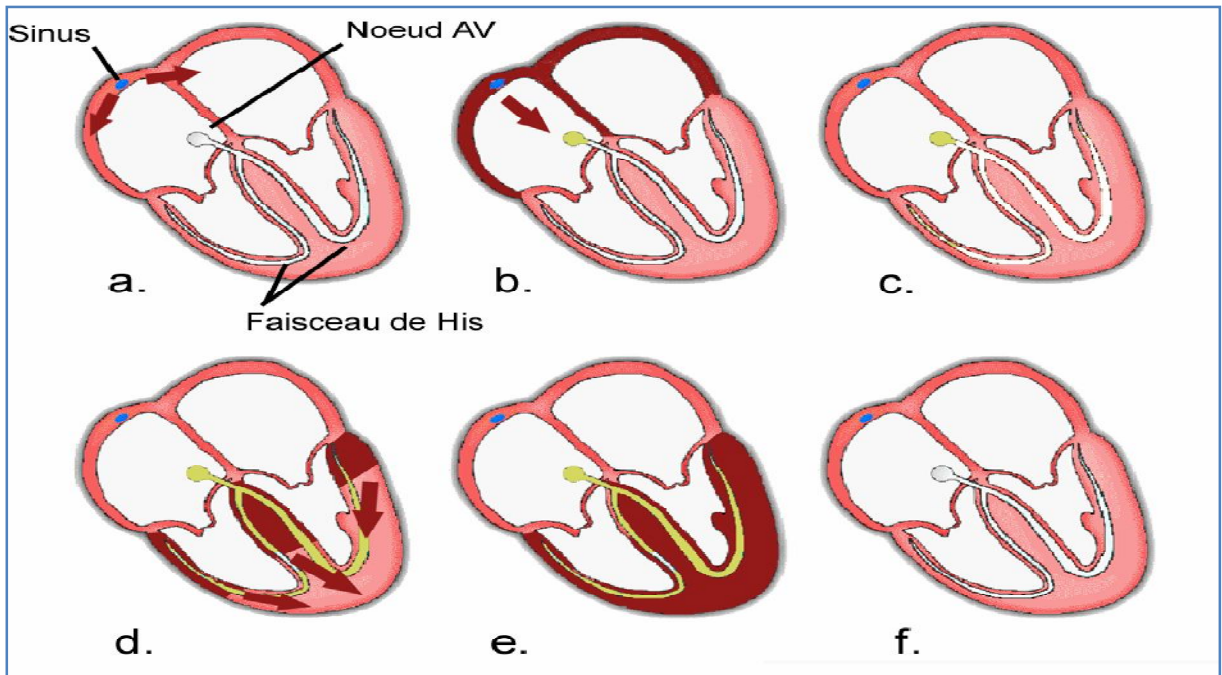


Figure I.5: Fonctionnement électrique du cœur.

I.3.3 L'ECG

L'ECG est la représentation graphique des forces électromotrices générées par l'activité cardiaque par rapport au temps.

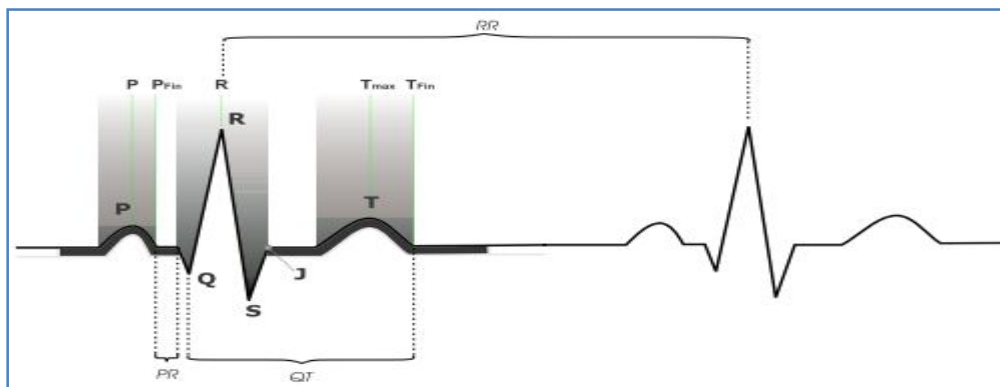


Figure I.6 : L'Electrocardiogramme (ECG).

Les processus de dépolarisation et de repolarisation des structures myocardiques se présentent dans l'ECG comme une séquence de déflexion ou ondes superposés à une ligne de potentiel zéro, appelée ligne isoélectrique figure (I.6) [1]. En examinant, un ECG, on reconnaît :

- **La dépolarisation auriculaire** : représentée par l'onde **P** qui est caractérisé au niveau spectral par une basse fréquence de faible énergie.
- **La repolarisation auriculaire** : représentée par l'onde **Ta**, elle est de direction opposée à celle de l'onde **P**. Généralement l'onde **Ta** n'est pas visible dans l'ECG car elle coïncide avec le complexe QRS d'amplitude plus importante.
- **La dépolarisation ventriculaire** : représentée par la déflexion de plus grande amplitude de l'ECG, le complexe **QRS** est constitué de trois ondes consécutives : les ondes **Q**, **R** et **S**.
- **La repolarisation ventriculaire** : reflétée par l'onde **T**.

L'ECG est aussi caractérisé par plusieurs intervalles :

- **L'intervalle RR** : il sépare les sommets de deux ondes **R** consécutives qui définissent la fréquence cardiaque instantanée.

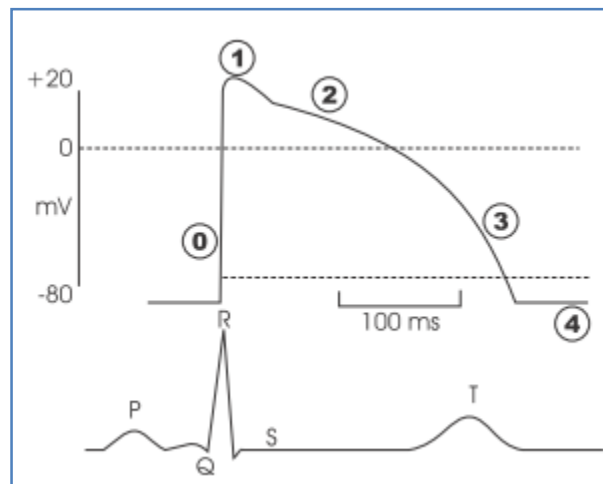


Figure I.7 : Représentation simultanée d'un ECG et d'un potentiel d'action.

- **L'intervalle PR** : il est mesuré entre le début de l'onde **P** et le début du complexe QRS. Cet intervalle représente le temps de conduction de l'activité électrique des oreillettes aux ventricules.
- **L'intervalle QT** : il représente le temps entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T. Il est un indicateur de la longueur des phases de dépolarisation et repolarisation ventriculaire (longueur moyenne d'un PA ventriculaire) comme l'illustre la figure (I.7) [1]. Durant cette période, les cellules ne sont pas excitables, c'est-à-dire qu'elles sont

réfractaires à une nouvelle dépolarisation, et donc à une nouvelle transmission de l'influx électrique. Ainsi les variations de la durée de la repolarisation peuvent moduler l'excitabilité d'un groupe de cellules.

I.4 Le système vasculaire

Il comprend plusieurs types de vaisseaux qui assurent le transport du sang, du cœur aux organes et inversement. Ce sont : les artères, les artérioles, les capillaires, les veinules et les veines.

Les artères, avec ses propriétés élastiques, sont les vaisseaux les plus larges. Elles transportent le sang éjecté par le ventricule gauche jusqu'aux artérioles, elles-mêmes en continuité avec des vaisseaux plus petits : les capillaires. La paroi des capillaires est extrêmement fine, de sorte que tous les échanges entre le sang et les tissus se produisent à ce niveau. Le retour sanguin, en direction du cœur, s'effectue d'abord par les veinules qui font suite aux capillaires. Les veinules convergent alors vers des vaisseaux plus gros : les veines, qui ferment le circuit en ramenant le sang à l'oreillette droite.

Le système vasculaire comporte deux divisions essentielles : la circulation pulmonaire et la circulation systémique. Les artères qui vascularisent le myocarde, appelées artères coronaires, naissent à l'origine de l'aorte et appartiennent à la circulation systémique. Elles assurent le transport des substrats nécessaires à l'activité du myocarde et l'élimination des déchets qui en résultent.

I.4.1 La pression artérielle

La pression artérielle (P_a) est la pression exercée par le sang contre la paroi des vaisseaux. Elle est exprimée par deux valeurs :

- *La pression systolique* : mesurée lorsque le sang est éjecté avec la plus forte puissance lors de la systole ventriculaire du cœur
- *La pression diastolique* : mesurée lorsque le cœur est au repos lors de la diastole ventriculaire.

Les variations de la pression artérielle due aux modifications du calibre des artérioles, artères et des veines. En général, toute contraction vasculaire augmente la pression artérielle et toute dilatation la diminue. Cette pression sanguine doit être stable et constante pour assurer la perfusion des organes. Elle dépend du débit cardiaque Q' et des résistances périphériques (R_p). Les résistances périphériques dépendent essentiellement du diamètre des vaisseaux artériels :

$$P_a = Q' * R_p \quad (I.1)$$

I.4.2 Consommation d'oxygène ($\dot{V}O_2$)

Le débit cardiaque Q' est calculer à partir de La fréquence Cardiaque (FC) qui représente le nombre de battements cardiaques par minute (bpm) et le volume d'éjection systolique (VES) représente la quantité de sang éjectée à chaque contraction ventriculaire (ml) :

$$Q' = FC * VES \quad (I.2)$$

Il s'exprime en litres par minute, et représente la quantité de sang éjectée par chaque ventricule en une minute. Pour le transport de l'oxygène toutes les composantes des systèmes cardiovasculaire et respiratoire sont impliquées. Le fonctionnement de ce système de transport de l'oxygène est la résultante de l'interaction entre le débit cardiaque et la différence artérioveineuse en oxygène $C_aO_2 - C\bar{v}O_2$, c'est-à-dire la différence de concentration en oxygène dans le sang artériel et le sang veineux mêlé. La quantité d'oxygène qui peut être éjectée par le cœur en une minute dépend du débit cardiaque alors que la quantité d'oxygène prélevée par les tissus périphériques est mesurée grâce à la différence $C_aO_2 - C\bar{v}O_2$. Le produit de ces deux valeurs donne le débit d'oxygène consommé par l'organisme en litres par minute ou $\dot{V}O_2$:

$$\dot{V}O_2 = Q' * (C_aO_2 - C\bar{v}O_2) \quad (I.3)$$

La $\dot{V}O_2$ maximale $\dot{V}O_{2max}$ est la quantité maximale d'oxygène que l'organisme peut consommer par unité de temps. Au-delà de cette valeur, les ressources énergétiques font appel au système énergétique anaérobie, qui va limiter rapidement l'effort.

La mesure directe de la $\dot{V}O_{2max}$ est réalisée sur cycloergomètre ou tapis roulant en mesurant à chaque cycle respiratoire l'oxygène et le gaz carbonique expiré. Elle détermine ainsi la Puissance Maximale Aérobie (PMA) de chaque sujet. La $\dot{V}O_{2max}$ diminue progressivement avec l'âge et est améliorée par un entraînement sportif en endurance. La mesure de la $\dot{V}O_{2max}$ est utilisée aussi bien chez le sportif, où elle est considérée comme un critère de performance essentiel, que chez l'insuffisant cardiaque où le pic de $\dot{V}O_2$ est considéré comme un critère pronostic majeur, à tel point qu'une $\dot{V}O_{2max}$ basse peut précipiter la décision de transplantation.

I.5 Le Système Nerveux (SN)

Le Système Nerveux (SN) comprend plusieurs milliards de cellules nerveuses, les neurones, noyés dans un tissu de soutien : la névroglie. Les neurones communiquent entre eux par l'intermédiaire de synapses permettant le passage de l'influx nerveux. La

transmission se fait grâce à des neurotransmetteurs (adrénaline, acétylcholine, noradrénaline, etc.) qui sont des hormones d'origine neurobiologique ayant des capacités excitatrices ou inhibitrices.

Le système nerveux est divisé en deux sous-systèmes figure (I.8) :

- *Le système nerveux central* : ce dernier est constitué de l'encéphale (cerveau, cervelet et tronc cérébral) protégé à l'intérieur du crâne grâce aux méninges, constituées de la dure-mère (membrane externe), de l'arachnoïde (membrane centrale) et de la pie-mère (membrane interne, accolée à la substance nerveuse). Le cerveau est posé sur la moelle épinière (constituée d'un long cordon blanc), qui est également entourée par des méninges et protégée par la colonne vertébrale constituée par l'empilement des vertébrés.

- *Le système nerveux périphérique* : il est constitué de l'ensemble des nerfs rattachés au système nerveux central et comprend deux voies :

* La voie sensitive ou afférente : qui transmet les informations sensorielles des récepteurs périphériques vers la moelle épinière et le cerveau.

** La voie motrice ou efférente : qui transmet les signaux moteurs du système nerveux central à la périphérie, particulièrement vers les muscles squelettiques.

La voie motrice comprend elle aussi deux subdivisions :

- Le Système Nerveux Somatique (SNS) : il correspond au système nerveux moteur et sensitif. Il est responsable du maintien des attitudes, des mouvements volontaires et involontaires, mais également des sensations tactiles douloureuses et thermiques après réception des messages par l'intermédiaire des récepteurs situés dans la peau.

- Le Système Nerveux Autonome (SNA) : il permet de réguler différentes fonctions de l'organisme (cardiovasculaire, pulmonaire, rénale, digestive). Les centres régulateurs du SNA ou végétatif sont situés dans la moelle épinière, le cerveau et le tronc cérébral (zone localisée entre le cerveau et la moelle épinière).

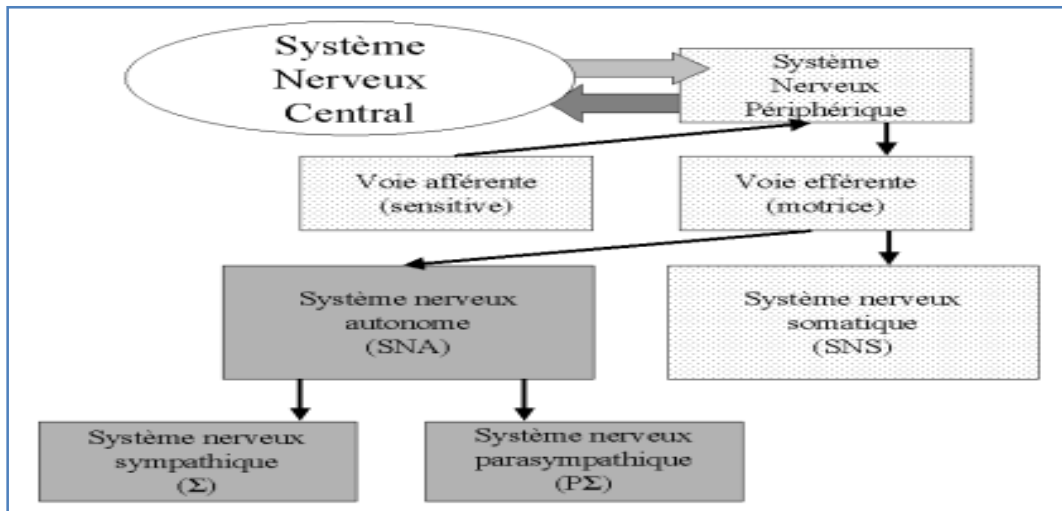


Figure I.8 : Place du SNA dans le système nerveux.

I.5.1 Le Système Nerveux Autonome (SNA)

Le système nerveux autonome appelé aussi système nerveux végétatif est distribuer à l'ensemble des organes du corps, est le responsable de la régulation des fonctions internes de l'organisme pour assurer l'équilibre (un rythme de base) et permettre une adaptation de l'organisme à tout changement de ce rythme de base. Cette régulation a lieu en dehors de toute vie consciente et existe même lors de comas avec maintien des fonctions autonomes. Deux systèmes essentiels se présentent dans la régulation de l'homéostasie : le système nerveux sympathique ou catécholaminergique (Σ) et le système nerveux parasymphatique, vagal ou cholinergique ($P\Sigma$). Les fibres sympathiques sont issues de la moelle épinière, puis font relais dans les ganglions de la chaîne sympathique. Les fibres parasymphatiques se partagent en deux groupes : les unes ont une émergence médullaire postérieure, les autres ont une émergence encéphalique associée aux paires crâniennes [3].

Ces systèmes assurent le bon fonctionnement de l'organisme. Le système nerveux sympathique mobilise l'organisme dans les situations extrêmes comme l'exercice, alors que le système nerveux parasymphatique nous permet de nous détendre pendant qu'il s'acquitte des tâches routinières et qu'il économise l'énergie. D'une façon générale on peut dire que : la partie sympathique est productrice d'énergie et la partie parasymphatique est animatrice de fonctions métaboliques et restauratrice d'énergie.

I.5.2 Physiologie du SNA : neurotransmetteurs et récepteurs

Les fibres nerveuses sympathiques et parasymphatiques sécrètent l'un des deux neurotransmetteurs synaptiques : l'acétylcholine ou la noradrénaline. Celles libérant de

l'acétylcholine sont appelées fibres cholinergiques et celles qui libèrent de la noradrénaline sont nommées fibres adrénérgiques.

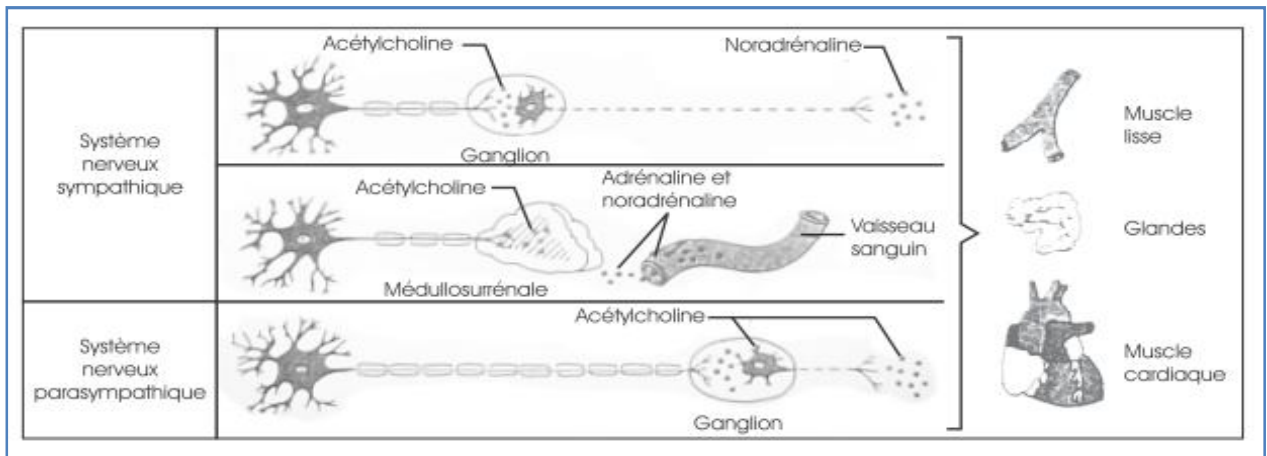


Figure I.9 : Schéma anatomique général des deux branches du SN.

Le schéma anatomique général des deux branches du SNA est montré sur la figure (I.9). Une fibre nerveuse pré-ganglionnaire fait synapse au niveau du ganglion, d'où part une fibre post-ganglionnaire qui rejoint l'organe effecteur. Tous les neurones pré-ganglionnaires sont cholinergiques. Les neurones post-ganglionnaires du système parasympathique sont aussi des neurones cholinergiques et la plupart des neurones post-ganglionnaires sympathiques sont des neurones adrénérgiques. Avant que l'acétylcholine ou la noradrénaline ne provoque leur effet sur l'organe effecteur, ces médiateurs doivent se fixer sur des récepteurs spécifiques qui sont de deux types :

* Les récepteurs cholinergiques (liés à l'acétylcholine) : provoquent deux types de récepteurs : nicotiques et muscariniques. Les récepteurs nicotiques se situent dans les synapses ganglionnaires des systèmes sympathique et parasympathique. Les récepteurs muscariniques se situent sur toutes les cellules effectrices stimulées par les neurones post-ganglionnaires du système nerveux parasympathique ainsi que celles stimulées par les neurones cholinergiques post-ganglionnaires du système nerveux sympathique.

** Les récepteurs adrénérgiques (liés à la noradrénaline) : ils provoquent deux types différents de récepteurs : les récepteurs alpha (α) et les récepteurs bêta (β). En général, la liaison de la noradrénaline aux récepteurs α a un effet excitateur, tandis que leur liaison aux récepteurs β a un effet inhibiteur. Mais des fois les récepteurs β du muscle cardiaque excitent l'activité du cœur.

Le système nerveux autonome dirige les fonctions automatiques du corps comme les mouvements involontaires des muscles lisses, les glandes digestives et la fréquence

cardiaque. L'objet de la section suivante est de s'intéresser plus particulièrement aux mécanismes de régulation du SNA exercée sur le système cardiovasculaire.

I.5.3 Régulation du système cardiovasculaire

La régulation de la pression artérielle dépend de plusieurs mécanismes. Le SNA est responsable de la régulation "rapide". Des tenso-récepteurs, situées à l'intérieur des parois de gros vaisseaux artériels (aorte, sinus carotidiens), détectent les variations de tension pariétale induites par les modifications de la pression sanguine. Ils transforment ce signal mécanique en signal électrique qui est transmis par voie nerveuse aux centres nerveux de régulation du SNA. De ces centres nerveux, des commandes sont transmises par les voies parasympathiques et sympathiques au cœur et aux artérioles pour réguler la pression artérielle.

La figure (I.10) schématise l'innervation autonome du système cardiovasculaire. L'innervation parasympathique se distribue principalement au profit du nœud sinusal et du nœud auriculo-ventriculaire et dans une moindre mesure au myocarde biauriculaire, plus encore qu'à celui des ventricules. L'innervation sympathique, par contre, intéresse l'ensemble du cœur, artérioles et veines.

Les systèmes sympathique et parasympathique sont toujours activés. L'activité est connue sous le nom de tonus sympathique ou tonus parasympathique. L'activité d'un organe se base sur la modulation de ce tonus. Les effets parasympathiques prédominent dans le fonctionnement normal du cœur, empêchant une accélération inutile de la fréquence cardiaque. Toutefois le système nerveux sympathique peut annuler les effets parasympathiques en situation de stress. On observe classiquement à l'exercice, une augmentation du tonus sympathique et une diminution du tonus parasympathique, se traduisant par une augmentation du débit cardiaque à l'effort.

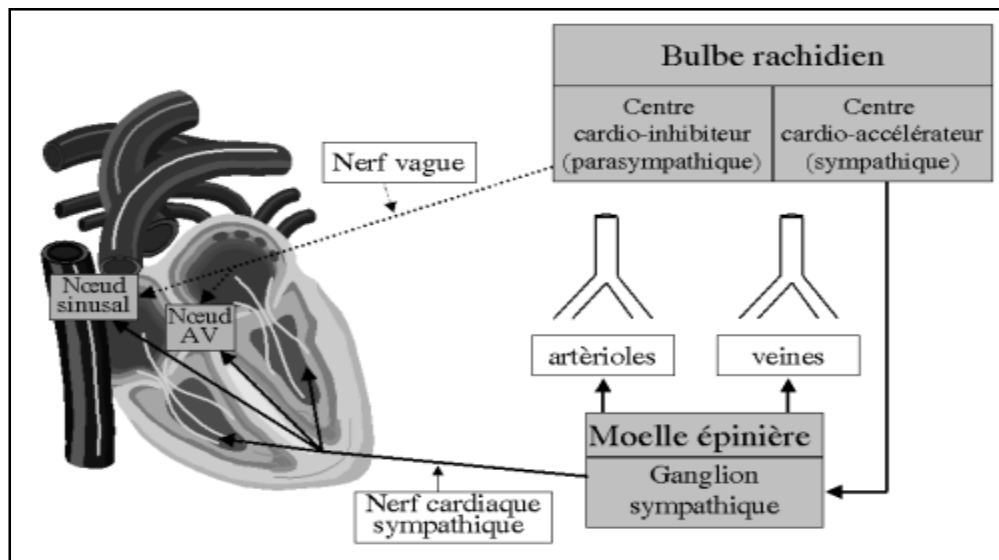


Figure I.10 : Innervation autonome du système cardiovasculaire.

I.5.3.1 Effets de la stimulation Parasympathique ($P\Sigma$)

Son principal neuromédiateur est l'acétylcholine qui agit essentiellement, pour son action cardiovasculaire, sur des récepteurs muscariniques M2 et M3. La stimulation des récepteurs cardiaques M2, ralentit la conduction du tissu nodal, alors que les récepteurs vasculaires M3, provoquent une vasodilatation. La stimulation parasympathique diminue la cadence du nœud sinusal et ainsi déprime l'excitabilité des fibres de la jonction auriculo-ventriculaire, ralentissant la transmission de l'influx cardiaque aux ventricules. Une stimulation vagale intense peut même inhiber totalement l'influx sinusal ou bloquer complètement sa transmission au niveau de la jonction auriculo-ventriculaire.

I.5.3.2 Effets de la stimulation Sympathique (Σ)

Son principal neuromédiateur est la noradrénaline, son action est renforcée par celle de l'adrénaline, ces catécholamines peuvent agir sur les récepteurs adrénergiques. Les récepteurs α sont situés surtout dans les parois vasculaires. Leur stimulation induit une vasoconstriction, donc une élévation de la pression artérielle par augmentation des résistances périphériques. La stimulation des récepteurs β_1 vasculaires s'accompagne d'un effet vasodilatateur.

Les effets de la stimulation sympathique s'opposent pratiquement point par point à ceux de la stimulation parasympathique. Elle augmente la cadence de décharge du nœud sinusal, et stimule la conduction de l'excitabilité de manière ubiquitaire dans le cœur. De plus, elle augmente la force de contraction du muscle cardiaque aussi bien au niveau auriculaire que ventriculaire. En bref, le sympathique augmente à tous les niveaux l'activation cardiaque.

Une stimulation maximale peut ainsi presque tripler la fréquence cardiaque et doubler la force de contraction du cœur.

I.5.4 Effets du SNA sur l'activité cardiaque

L'influence du SNA sur le cœur peut s'apprécier par quatre effets qualitatifs :

- Le chronotropisme : c'est le retentissement sur la fréquence d'émission, par le nœud sinusal, des potentiels d'action, est donc le retentissement sur la fréquence cardiaque. On distingue les effets :

i) chronotrope positif (augmentation de la fréquence) du système nerveux sympathique, via les récepteurs β_1 et en augmentant la pente de la phase 4 du potentiel membranaire.

ii) chronotrope négatif (diminution de la fréquence) du système nerveux parasympathique, via les récepteurs muscariniques et leur action inverse sur la phase 4 du potentiel membranaire.

- L'inotropisme : c'est la capacité intrinsèque des cellules myocardiques à développer une force de contraction donnée, à une longueur de fibre donnée, en réponse à un potentiel d'action. Comme pour la vitesse de conduction et la fréquence de stimulation, l'inotropisme est sous influence directe du système nerveux autonome. On distingue les effets :

i) Inotrope positif pour le système sympathique

ii) Inotrope négatif pour le système parasympathique.

-Le dromotropisme : on parle d'effet dromotrope lorsqu'un stimulus a un effet sur la vitesse de conduction du potentiel d'action. La vitesse de conduction des cellules représente la rapidité de conduction du potentiel d'action (émis par le nœud sinusal) jusqu'aux cellules ventriculaires via le réseau nodal. Le sympathique accélère la conduction et le parasympathique la ralentit.

-Le bathmotropisme : c'est le retentissement sur le niveau d'excitabilité d'une cellule. On distingue les effets :

i) Bathmotrope positif qui rend les cellules plus faciles à stimuler

ii) Bathmotrope négatif qui diminue l'excitabilité.

I.5.5 Régulation de la pression artérielle

Le système cardiovasculaire contrôlé par le système nerveux autonome constitue un système en boucle fermée. Dans cette boucle de régulation à court terme de la pression artérielle, ou arc baroréflexe, le système nerveux autonome est le contrôleur, le barorécepteur artériel le capteur principal, et le cœur, l'actionneur principal. Les messages nerveux en provenance des barorécepteurs sont transmis aux centres nerveux autonomes, d'où partent en retour vers le système cardiovasculaire les voies sympathique et parasympathique. Celles-ci agissent sur la fréquence cardiaque, sur la contractilité des fibres myocardiques et sur la résistance systémique à l'écoulement sanguin dans les vaisseaux. Le contrôleur permet de maintenir la pression artérielle constante en régulant le débit et les résistances périphériques.

Au niveau du tissu cardiaque, l'effet exercé sera essentiellement une modulation de la fréquence cardiaque et de la contractilité. La relation pression artérielle-fréquence cardiaque est une courbe sigmoïdale centrée sur la pression artérielle d'équilibre. Aux alentours de ce point, le système opère avec une sensibilité maximale. Lorsqu'on s'éloigne de ce point, le système devient moins efficace et on peut, à la limite, se retrouver au niveau de deux plateaux :

*Le plateau de fréquence cardiaque minimale au-delà de laquelle toute élévation de pression artérielle n'entraînera pas de bradycardie supplémentaire et inversement

**Le plateau de fréquence cardiaque maximale où toute baisse tensionnelle ne sera pas accompagnée d'une tachycardie plus marquée.

Au niveau vasculaire, le SNA est responsable de la modulation des résistances périphériques : vasodilatation en cas d'élévation de la pression artérielle et inversement vasoconstriction en cas de baisse tensionnelle. Ces deux effets (vasodilatation, vasoconstriction) sont essentiellement induits par les variations du tonus sympathique.

Les paramètres cardiovasculaires : fréquence cardiaque, volume d'éjection systolique, résistances périphériques varient spontanément battement à battement, entraînant de fait une variation de la P_a . Ces variations qui ont une allure quasi-périodique permettent de maintenir l'homéostasie du système [1].

I.6 Mécanismes de modulation de la fréquence cardiaque par le système nerveux autonome

le cœur possède un rythme régulier en dehors de toute influence du SNA et des catécholamines circulantes. Il est noté que le nœud sinusal dont la fréquence intrinsèque

se situe aux environs 100 bpm. Celui-ci est abondamment innervé par les deux composantes, sympathique et parasympathique, du SNA. Ainsi, les fluctuations du rythme cardiaque sont le reflet de l'activité plus ou moins importante du SNA sur l'activité intrinsèque des cellules du nœud sinusal figure (I.11). Le SNA occupe une part prépondérante, presque exclusive, dans la modulation de la FC comme en témoigne le double blocage autonome de la FC.

Il existe une modulation centrale du SNA effectué essentiellement par les centres respiratoires ainsi qu'une modulation périphérique effectué essentiellement par le système baroréflexe, principal modulateur du SNA. L'activité de ce dernier est régulée par des afférences provenant de deux arcs réflexes qui font synapse au niveau du noyau du tractus solitaire :

- les barorécepteurs cardio-pulmonaires, à basse pression, sensibles aux variations des pressions atrioventriculaires,

- les barorécepteurs artériels sino aortiques (bifurcations carotidiennes et crosse aortique), à haute pression, sensibles aux variations de pression artérielle (récepteurs sensibles à l'étirement pariétal lié aux variations de volémie et de tension transmurale)

L'activation parasympathique ralentit le rythme cardiaque. Cet effet est médié par la libération d'acétylcholine (ACh) au niveau des synapses des neurones cholinergiques. L'ACh va se fixer aux récepteurs membranaires muscariniques aboutissant à l'augmentation des courants potassiques repolarisants transmembranaires ainsi qu'à l'inhibition du courant I_f des cellules du nœud sinusal. Le délai d'action de l'ACh est très court, car après sa libération, elle est dégradée en choline et en acétate par les acétylcholinestérasés de la fente synaptique. Sa demi-vie dans la fente synaptique est très courte, de 1 à 2 millisecondes (ms). La rapidité de ce mécanisme biochimique permet au système parasympathique de réguler le rythme cardiaque d'un battement à l'autre. A l'inverse, l'activation sympathique accélère la FC (effet chronotrope positif), augmente la vitesse de conduction (effet dromotrope positif) ainsi que la force de contraction (effet inotrope positif). Ces effets sont médiés par la libération de catécholamines au niveau des synapses des neurones adrénergiques. Les catécholamines activent les récepteurs bêta-adrénergiques (β_1 -AR), ce qui entraîne une cascade de signaux intracellulaires conduisant à l'augmentation de la perméabilité membranaire au sodium et au calcium, et ainsi augmente l'excitabilité cellulaire du nœud sinusal. Ces catécholamines sont capturées et métabolisées lentement, d'où une réponse plus prolongée du nœud sinusal à l'activation sympathique. Au repos, la FC est

essentiellement sous le frein vagal. L'ACh libérée par les neurones parasympathiques diminue la fréquence de décharge au niveau du nœud sinusal. De plus, l'ACh exerce un effet négatif sur la libération de noradrénaline et atténue la réponse à la stimulation adrénergique. L'administration d'un parasympatholytique comme l'atropine supprime le frein vagal et induit une tachycardie. La relation statique entre la FC et l'activité de chacune des deux composantes du SNA (nerfs vagal ou sympathique) est presque linéaire dans le cadre des variations physiologiques de la FC. Le contrôle dynamique de la FC par les nerfs autonomes se caractérise par un délai fixe entre le début du signal nerveux et l'apparition de son effet sur la FC. Ce délai est beaucoup plus long pour le nerf sympathique que pour le nerf vague. Ces différences peuvent être secondaires à des différences du temps de conduction nerveuse, de la largeur de la fente synaptique, de la cinétique d'activation des récepteurs et du signal post-récepteurs.

La modulation CV par le système parasympathique est très rapide, le pic de l'activité vagale est atteint en 0,6 seconde (sec) et le retour à l'état de base se fait en 1 sec. Par contre, la modulation cardiovasculaire par le système sympathique nécessite un temps plus long avec un pic en 4 sec et un retour à l'état de base en 20 sec. En raison de cette différence de délai d'action des neurotransmetteurs, les deux composantes du SNA ont tendance à fonctionner à différentes fréquences ; les variations de tonus parasympathique sont mesurées dans une zone de haute fréquence (HF), tandis que celles du tonus sympathique sont mesurées dans une zone de basse fréquence (BF). De ce fait, la modulation du rythme cardiaque par le SNA peut être identifiée et quantifiée par l'analyse fréquentielle de l'HRV [4].

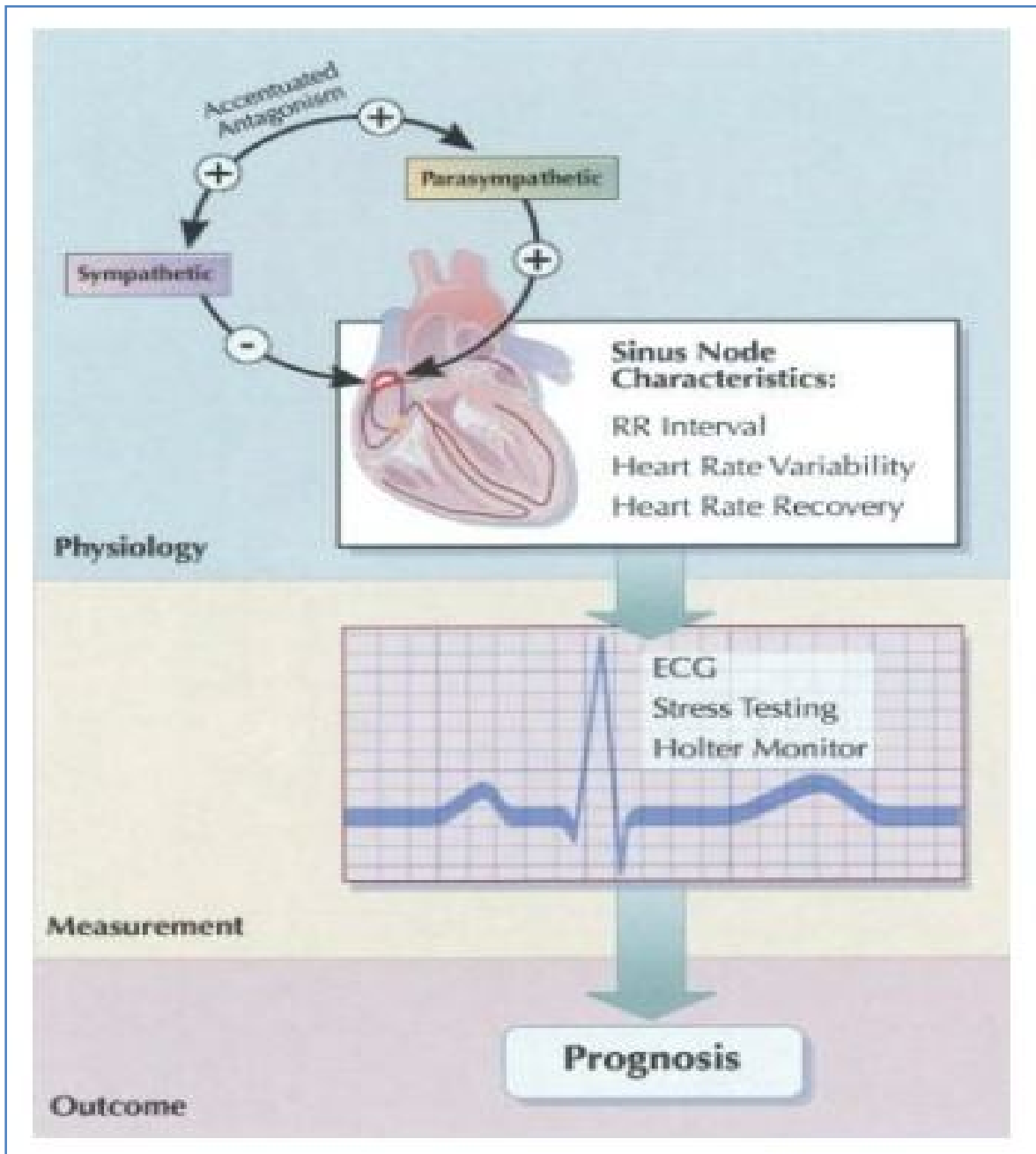


Figure I.11 : contrôle du nœud sinusal par le SNA.

I.7 Conclusion

Le cœur est l'élément central du système cardiovasculaire qui permet l'alimentation en oxygène et en nutriments des organes. Il est principalement composé de quatre cavités : deux oreillettes et deux ventricules. À chaque battement, leurs contractions successives peuvent être suivies depuis l'extérieur du corps par des électrodes, collées à la surface de la peau, qui mesurent l'activité électrique des fibres musculaires cardiaques.

Cet examen non invasif s'appelle l'électrocardiogramme (ECG) quand il est effectué pendant quelques minutes à l'hôpital, et *l'examen Holter* lorsqu'il est effectué sur 24 heures.

L'analyse de ces enregistrements permet, à elle seule, de diagnostiquer un grand nombre de pathologies et de les localiser. En effet, chaque couple de cavités (les oreillettes et les ventricules) possède sa propre signature électrique :

- onde P : systole auriculaire.
- ondes Q, R et S : systole ventriculaire.
- onde T : repolarisation ventriculaire.

CHAPITRE II

Variabilité du Rythme Cardiaque L'HRV

II Variabilité du Rythme Cardiaque (Heart Rate Variability HRV)

II.1 Introduction

L'HRV présente une technique prometteuse qui fournit des informations essentielles sur le fonctionnement du SNA de l'organisme et donc d'apprécier le pronostic dans des situations physiologiques et pathologiques.

Jadis, en 1773, les scientifiques ont décrit les intervalles temporels entre les battements successifs du cœur sur un ECG comme une série numérique, dont la variabilité pourrait être analysée; d'où vient le terme "HRV". Pourtant, ce terme n'est pas précis car l'HRV signifie plutôt la variabilité des intervalles temporels entre des contractions cardiaques. L'HRV comporte des variations de premier ordre (associées à la respiration, variations rapides entre 2 et 5 secondes), de deuxième ordre (associées au baroréflexe artériel, variations moins rapides entre 7 et 15 secondes), de troisième ordre (variations lentes sur plusieurs minutes) et en variations jour-nuit (variations circadiennes sur plusieurs heures). L'effecteur de l'arythmie sinusale respiratoire (ASR) est médiée par le système parasympathique comme en témoigne son inhibition par l'atropine à forte dose. L'intérêt clinique de l'analyse de l'HRV est apparu en 1965 quand Hon et Lee ont remarqué que la souffrance fœtale était précédée par une modification des intervalles RR avant toute altération du rythme cardiaque lui-même [4].

II.2 Définition de l'HRV

L'HRV dépend généralement de la régulation extrinsèque de la fréquence cardiaque. Alors que la fréquence cardiaque peut être stable, le temps entre deux battements cardiaques peut être très différent et sa valeur informative est plus importante. On peut dire aussi que l'HRV représente la capacité d'adaptation du cœur au changement, pour détecter et répondre rapidement à des stimuli non prévisibles. L'HRV supposé comme un signal, reflet de l'activité du système nerveux autonome, et son analyse constitue une méthode non invasive, reproductible et utile d'investigation clinique pour évaluer l'état du cœur et du système neuro-végétatif, responsable de la régulation de l'activité cardiaque.

La fonction du système neuro-végétatif est de façon autonome. Il est constitué de deux sous-systèmes ayant des actions différenciées, les systèmes sympathique et parasympathique. Le système parasympathique est globalement sédatif, dirige l'homéostasie, active la restauration des réserves d'énergie dans l'organisme ainsi que la reconstruction cellulaire. Il fait baisser la fréquence cardiaque par l'action du nerf vague sur le cœur. Il est en relation avec la ventilation et la fréquence respiratoire. Par contre, Le

système sympathique est généralement excitateur et activateur, active la dégradation des substrats énergétiques pour produire de l'énergie. Il augmente la fréquence cardiaque ainsi que la force de contraction myocardique. Il contribue à réguler la pression artérielle et les résistances vasculaires périphériques.

II.3 Historique de l'HRV

En 1965, c'était la première fois que Hon et Lee ont démontré que l'étude de l'HRV est intéressante lorsqu'ils ont remarqué la modification des intervalles RR chez les femmes enceintes. Par la suite, d'autres chercheurs sont intéressées à l'étude de l'HRV dans de nombreux pathologiques. Les deux domaines les plus intéressants dans lesquels l'étude de l'HRV s'est révélée particulièrement sont celui des suites de l'infarctus du myocarde (IDM) et celui de l'insuffisance cardiaque (IC). Dans ces contextes pathologiques, un certain nombre de travaux ont prouvé que la diminution de l'HRV est liée à un mauvais pronostic. De plus, une amélioration de l'HRV chez les patients atteints d'une IC a été mise en évidence sous l'effet des bêtabloquants, ainsi que sous l'effet des inhibiteurs du système rénine angiotensine, médicaments dont on sait qu'ils influencent très positivement le pronostic des patients.

Par ailleurs, de grandes études épidémiologiques réalisées sur la population générale ont mis en évidence une relation entre la diminution de l'HRV et les risques d'insuffisance coronaire, de mortalité totale et de mortalité cardiaque.

On peut considérer que l'HRV est comme un témoin ou une référence du transfert d'information entre le système nerveux autonome (SNA) et le cœur. Ainsi une HRV élevée permet une meilleure conductivité de l'information au cœur ce qui lui permet une meilleure adaptation à l'environnement externe et l'état psychique. Par conséquent, les personnes ayant des valeurs élevées d'HRV sont en état de bonne vitalité fonctionnelle car leur SNA est en bon équilibre. Par contre, un cœur qui réagit mal aux facteurs internes et externes et dont les battements sont parfaitement réguliers, ne répercute pas les informations essentielles liées aux changements environnementaux et fait courir un danger mortel.

Bien qu'il semble difficile d'apprécier le fonctionnement du SNA dans des circonstances variées, le double blocage autonome indique que l'HRV est presque exclusivement due à la contribution du SNA au nœud sinusal. Alors, l'étude de l'HRV constitue un moyen d'investigation non invasive et semi quantitative de l'activité du SNA. A ce moment, ce type de données exige une certaine prudence pour

l'interpréter à cause de la complexité des interactions entre le vague et le sympathique. Les variations de tonus du SNA s'expriment au niveau du nœud sinusal par des variations de l'intervalle de temps séparant deux ondes P et par analogie deux ondes R de l'ECG. La suite des intervalles RR normaux (issus d'un cycle cardiaque sinusal et non d'une extrasystole) constitue l'histogramme. Pour analyser l'HRV il faut avoir un rythme sinusal et excellente qualité du signal ECG afin d'assurer une bonne précision de la détection des intervalles RR, à défaut de quoi l'analyse de l'HRV risque d'être biaisée, ce qui rend son interprétation impossible. De ce fait, la fibrillation atriale (FA), la dysfonction sinusale, et les complexes ectopiques (>20%), qui ne traduisent pas une modification du SNA mais des phénomènes intracardiaques indépendants, empêchent son utilisation [4].

II.4 Analyse de HRV

la balance sympatho-vagale et l'activité des systèmes sympathique et parasympathique peuvent être présentés par des indices temporels et fréquentiels caractérisant la variabilité cardiaque. L'HRV est étudiée par deux différentes méthodes d'analyse, basées sur le temps ou la fréquence.

-L'analyse basée sur le temps utilise une méthode géométrique ou statistique pour étudier la fluctuation cyclique des intervalles RR et la déviation standard des intervalles RR normalisés successifs (SDNN). C'est une méthode qui permet un calcul facile de la variabilité mais fournit des informations moins détaillées que l'analyse spectrale.

- L'analyse basée sur la fréquence mesure la fluctuation cyclique des intervalles RR en effectuant une analyse spectrale par transformée de Fourier.

Cette méthode d'analyse quantifie l'énergie spectrale en déterminant l'aire sous la courbe, mesurée en ms^2 , pour une fréquence donnée. Elle permet de distinguer la bande des basses fréquences (LF = 0.04 à 0,15Hz) qui est principalement le reflet de l'activité sympathique et la bande des hautes fréquences (HF = 0.15 à 0.50Hz) qui est un indicateur de l'activité parasympathique [2].

II.5 Détection des différentes ondes

Le battement cardiaque peut donc être suivi grâce à l'enregistrement en surface du signal électrique qui l'accompagne. En effet, chaque phase du battement possède une trace électrique particulière. L'impulsion initiale vient du sinus : elle n'est pas visible sur l'ECG. L'onde électrique qui se propage ensuite dans les oreillettes, entraînant leurs contractions, laisse la trace d'une petite déflexion positive sur l'ECG : l'onde P figure (II.1a).

L'impulsion arrive alors au nœud auriculo-ventriculaire (AV), où se produit la courte pause qui se traduit sur l'ECG par un petit segment plat ; puis elle emprunte les voies de conceptions rapides (le faisceau de His) pour entraîner la contraction des ventricules, suivie de leur repolarisation. Cette propagation de l'impulsion, et la contraction brève et puissante de l'ensemble du muscle ventriculaire, dessinent sur l'ECG une succession de 3 ondes (Q, R et S) appelé complexe QRS figure (II.1b). L'onde Q est la première : c'est une onde dirigée vers le bas, qui n'est pas toujours visible sur le tracé ; la seconde est l'onde R : elle est de grande amplitude et dirigée vers le haut ; la dernière est dirigée vers le bas : c'est l'onde S. C'est l'ensemble de ces trois ondes qui constitue le complexe QRS. Après chaque complexe QRS, on observe sur l'ECG une onde appelée onde T. Entre cette onde et l'onde précédente, on note une courte pause appelée le segment ST, dont l'étude est très importante pour l'identification de certaines pathologies. L'onde T traduit la phase de repolarisation des cellules constituant les ventricules ; c'est un phénomène purement électrique et pendant cette phase le cœur est mécaniquement inactif figure (II.1c) [4]

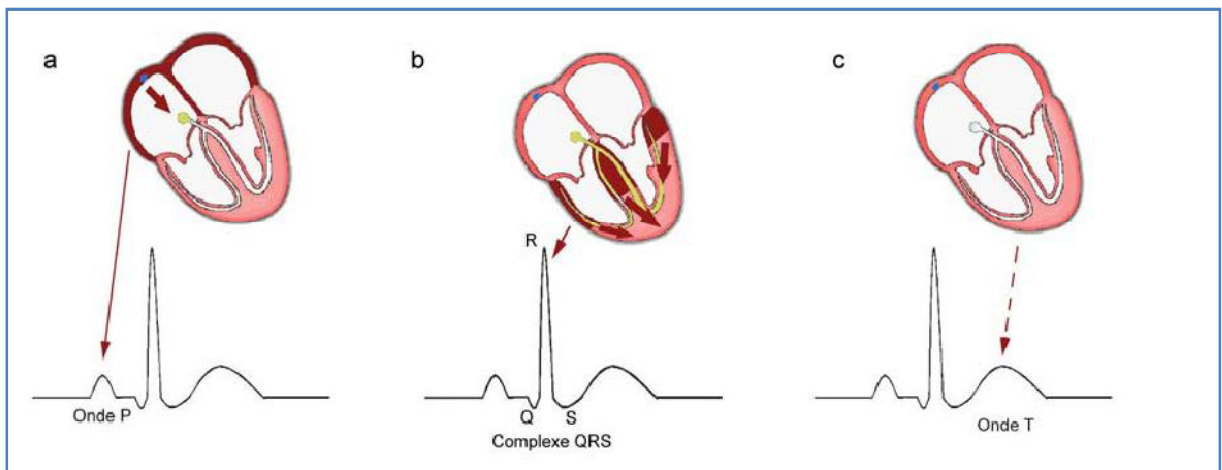


Figure II.1 : Détection de différentes ondes.

II.6 Techniques de mesure de l'HRV

L'étude de l'HRV peut être réalisée grâce à la technologie d'analyse informatique de l'enregistrement continu du rythme cardiaque [5]. L'analyse repose sur la mesure des intervalles RR consécutifs du rythme cardiaque. Plusieurs méthodes ont été développées et validées depuis longtemps pour permettre de réaliser différents types d'analyse :

- Une analyse temporelle.
- Une analyse fréquentielle.
- Une analyse géométrique.
- Une analyse non linéaire.

De plus, l'analyse de la sensibilité du baroréflexe peut également être considérée comme un moyen de mesure quantitative de l'HRV. En fait, l'analyse de l'HRV peut être réalisée soit au cours d'un ECG de longue durée par la méthode de Holter (24h) pendant laquelle les sujets accomplissent leurs activités quotidiennes habituelles, soit à partir d'enregistrements ECG conventionnels de courte durée (5-15 min). L'analyse de l'HRV sur une courte durée est réalisée dans des conditions standardisées, permettant de détecter les influences de certains tests ou interventions sur le SNA. Ces interventions sont par exemple, le test d'inclinaison, le stress psychologique, l'intervention pharmacologique (médicament bêta-bloquant, anticholinergique) ou la ventilation contrôlée.

Il convient de préciser qu'aucune de ces méthodes n'a été identifiée comme étant supérieure aux autres, car il n'existe pas de gold standard pour la mesure de l'HRV. Ces techniques peuvent être considérées comme complémentaires l'une de l'autre.

II.6.1 Analyse temporelle (time domain)

L'analyse temporelle de l'HRV peut être effectuée comme suit : en mesurant les durées entre les intervalles RR normaux et leur déviation standard sur l'ECG. Ensuite Les valeurs obtenues des intervalles RR sont représentées graphiquement en fonction du temps, ce qui donne une courbe appelée Histogramme de FC, où chaque unité temporelle n , $S(n)$ désigne le temps entre le $N^{\text{ème}}$ et le $N^{\text{ème}} + 1$ pic de l'onde R du tracé de l'ECG. L'analyse d'Histogramme est l'un des fondements de l'étude de l'HRV. Les informations offertes par l'analyse temporelle reflète la balance vagosympathique et généralement appliqué aux longues périodes (24h).

L'analyse temporelle est influencée à la fois par les activités sympathique et parasympathique. Elle représente un outil clinique utile pour la détection globale des perturbations de l'activité autonome. Une analyse statistique est effectuée pour décrire les données, soit à partir des intervalles RR directement, soit à partir des différences entre les intervalles RR [5]. Les indices calculés à partir des différences entre les intervalles RR normaux sont fortement corrélés à la modulation parasympathique en relation avec la ventilation et quantifient celle-ci. Ce type d'analyse englobe plusieurs variables (tableau II.1) dont :

-Le **SDNN** (msec) est l'écart type de tous les intervalles RR normaux pendant une période de 24 heures. C'est la mesure la plus couramment utilisée pour évaluer l'HRV. Le rythme circadien (jour/nuit) attribue un impact majeur sur la magnitude de sa valeur

(environ 30-40%). Le calcul exact du SDNN nécessite l'exclusion des extra systoles, des artéfacts, et des données manquantes, car ces événements peuvent modifier significativement sa valeur. Il convient d'avoir au moins 18 heures de données exploitables pour calculer précisément le SDNN sur un enregistrement 24 heures.

$$SDNN = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (RR_j - \overline{RR})^2} \quad (\text{II.1})$$

\overline{RR} La moyenne des RR.

-Le SDANN (msec) est l'écart type des intervalles RR moyennes sur des périodes de 5 minutes (min). Le SDANN mesure les fluctuations de la FC sur une longue durée comme le SDNN, pourtant il est moins affecté par les erreurs d'édition que le SDNN parce que le moyennage des intervalles RR sur 5 min minimise les effets éventuels des artéfacts de détection des ondes R.

-L'ASDNN (msec) est la moyenne des écarts types des intervalles RR sur 5 min. Il reflète la moyenne des changements de RR qui se produisent dans 5 min. Cet indice est fortement corrélé avec le SDNN et le SDANN.

-Le NN50 est le nombre absolu de différences de plus de 50 ms, entre les intervalles RR successifs. Le pNN50 est le pourcentage de différences de plus de 50 ms, entre les intervalles RR successifs.

$$pNN50 = \frac{NN50}{N-1} \times 100\% \quad (\text{II.2})$$

-La RMSSD (msec) est la racine carrée de la moyenne des différences au carré entre les intervalles RR successifs. La RMSSD mesure essentiellement l'évolution moyenne des intervalles RR.

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} (RR_{j+1} - RR_j)^2} \quad (\text{II.3})$$

Bien que toutes ces mesures permettent d'étudier l'HRV, elles ne sont pas interchangeables et ne reflètent pas nécessairement une physiologie similaire. Par exemple, le SDNN est liée à la puissance totale (variance), alors que les deux RMSSD et pNN50 détectent des oscillations à haute fréquence (HF). Toutefois, il faut noter que toutes les valeurs de l'HRV sont sensiblement déprimées par le blocage parasympathique.

SDNN	Ecart type des intervalles RR normaux.
SDANN	Ecart type des RR moyennés/5 min.
ASDNN	Moyenne des écarts des intervalles RR sur 5 min.
NN50	Somme de différences > 50 ms entre les intervalles RR successifs.
pNN50	Pourcentage de différences > 50 ms entre les intervalles RR successifs.
RMSSD	Racine carrée de la moyenne des différences au carré entre les intervalles RR
Index Variabilité	Pourcentage des différences de RR ($\text{Diff RR} = \text{RR}(i) - \text{RR}(i+1)$).
Nuit-jour différence	Différence entre la moyenne des intervalles RR nocturnes et la moyenne des intervalles RR diurnes.

Tableau II.1 : Les diverses mesures de l'HRV dans le domaine temporel.

II.6.2 Analyse fréquentielle (frequency domain)

L'analyse fréquentielle de l'HRV est le calcul du contenu spectral d'une série chronologique des intervalles RR consécutifs. En 1981, les chercheurs Akselrod et Al sont les premiers auteurs à utiliser l'analyse spectrale de la série RR pour quantifier les effets cardiovasculaires du SNA. Cette analyse consiste à proposer imaginer les courbes d'intervalle RR comme une combinaison d'ondes sinusoïdales de différentes fréquences qui peuvent être extraites de la courbe. Cela donne des informations sur la distribution de la puissance (la variance des intervalles RR) en fonction de la fréquence.

Il existe deux grandes méthodes pour cette analyse fréquentiel, paramétrique et non paramétrique. Les techniques non paramétriques sont caractérisées par leur simplicité et leur rapidité. Elle est réalisée à l'aide de la technique de la Transformation de Fourier Rapide (TFR) et plus récemment à l'aide de la transformée en ondelettes. Les techniques paramétriques effectuées par la méthode autorégressive.

La TFR divise la courbe des intervalles RR en extrayant les ondes sinusoïdales qui la composent et affiche les résultats en fonction de la densité de puissance spectrale. Plusieurs oscillations se superposent ainsi les unes aux autres, certaines bandes de fréquence d'intérêt physiologique ont été identifiées chez l'homme figure (II.2).

L'analyse par transformé en ondelettes est plus avantageuse par rapport à l'analyse par transformé de Fourier rapide (TFR), la différence majeure est que les ondelettes sont capables à réaliser une analyse du continue fréquentiel au cours du temps, par contre la TFR perd la représentation temporel.

II.7 La densité spectrale

L'analyse spectrale, quant à elle, permet d'analyser aussi bien des enregistrements de longue durée (24 h) que des périodes de temps beaucoup plus courtes (de 2 à 5 min) sur des tracés ECG conventionnels, en permettant l'acquisition de données fiables et exploitables pour la mesure de l'HRV. En l'occurrence, il est important de noter que les mesures de l'HRV effectuées sur des enregistrements ECG de longue durée (au cours desquels les rythmes circadiens sont présents et l'activité physique du patient n'est pas contrôlée) fournissent différentes informations physiologiques qui ne peuvent pas être fournies par les mesures de l'HRV effectuées sur des enregistrements ECG de courte durée (au cours desquels les conditions sont généralement stables ou contrôlées).

L'analyse spectrale permet d'identifier des oscillations périodiques en séparant les composantes en:

- Composante de haute fréquence (HF, entre 0,15 Hz et 0,45 Hz).
- composante de basse fréquence (BF, entre 0,04 Hz et 0,15 Hz).
- composante de très basse fréquence (TBF, entre 0,003 Hz et 0,04 Hz).
- composante de ultra basse fréquence (UBF <0,003 Hz), qui ne peut être obtenue qu'à partir d'enregistrements de longue durée figure (II.3).

Ces différentes composantes fréquentielles où s'exprime l'HRV sont chacune sous l'influence d'un mécanisme physiologique sous jacent sous le contrôle du SNA. De plus, la Puissance Totale ou Total Power (TP) et le rapport mathématique BF / HF (rapport entre Basses Fréquences et Hautes Fréquences en unités normalisées) peuvent être calculés.

Les HF et BF sont exprimées soit en unités absolues (ms^2), soit en unités normalisées (relatives ou fractionnées; %), qui représentent la valeur relative de chaque fréquence en proportion de la puissance totale en général, d'où l'on soustrait la composante TBF, le but étant de réduire au minimum l'effet des variations de la puissance totale sur la valeur des composantes HF et BF [6].

$$BF \text{ ou BF norm (nu)} = \frac{HF \text{ ou BF (ms}^2) \times 100}{TP \text{ (ms}^2) - TBF \text{ (ms}^2)}$$

Bien que l'interaction entre la contribution sympathique et parasympathique soit impliquée au niveau de chaque composante spectrale de l'HRV, il apparaît que les effets parasympathiques influencent de façon importante l'ensemble des HF, BF, et

TBF. L'influence sympathique est presque réservée à la composante TBF de l'HRV, mais l'effet chronotrope négatif de la stimulation vagale prédomine généralement sur l'effet chronotrope positif de la stimulation sympathique dans cette bande de fréquence. Pourtant, les oscillations de l'activité sympathique contribuent aux variations de la FC avec une période aux alentours de 10 sec (la composante BF voisine de 0,1 Hz), au moins en position de décubitus dorsal. Dans ce dernier cas, les oscillations de FC sont principalement établies par l'intermédiaire du baroréflexe.

Les techniques paramétriques peuvent être employées sur des échantillons de petites tailles, mais il faut bien noter la complexité du modèle et la nécessité de vérifier sa validité.

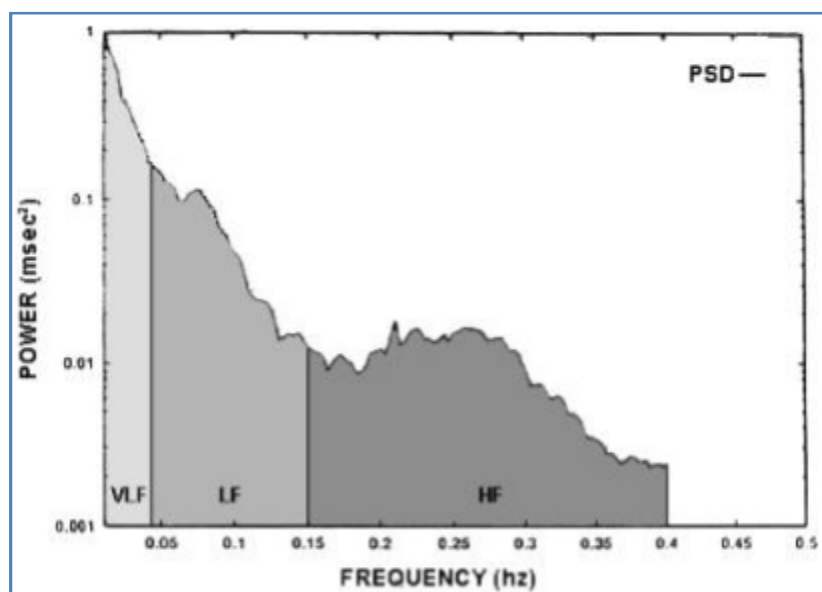


Figure II.2 : représentation schématique de l'analyse spectrale de l'HRV sur une courte durée (5 min).

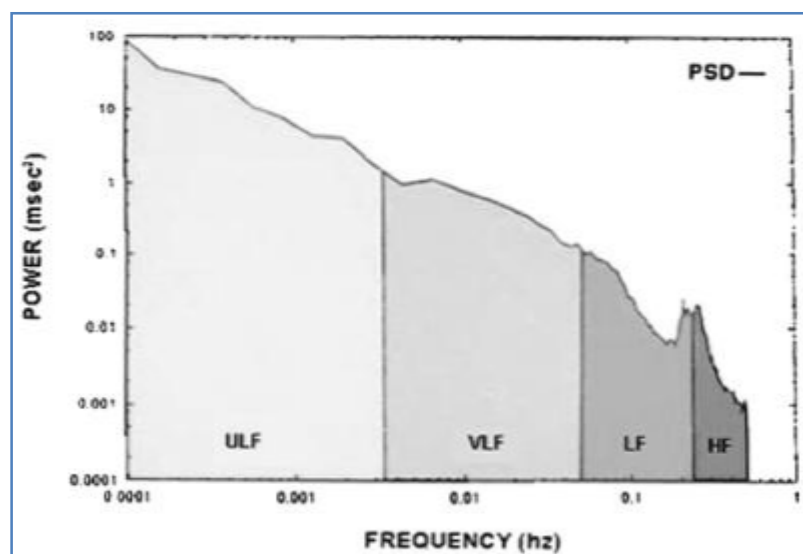


Figure II.3 : représentation schématique de l'analyse spectrale de l'HRV sur une longue durée (24 h).

II.7.1 Densité spectrale de haute fréquence

En termes de fonction autonome, l'état parasympathique du système nerveux autonome (SNA) est lié principalement aux hautes fréquences HF. Cet état reflète les changements de tonus vagal induit par chaque cycle respiratoire. Elle correspond à l'arythmie sinusale respiratoire (ASR) qui est définie en tant qu'entraînement du rythme cardiaque par la respiration. On peut dire que L'ASR se produit principalement sous l'influence de l'état parasympathique et sa mesure par l'HRV représente un bon reflet de l'activité parasympathique.

La FC augmente pendant l'inspiration et diminue pendant l'expiration. Un changement de la fréquence respiratoire dans les conditions anormales modifie la composante des HF de l'HRV de la même manière qu'un rythme respiratoire normal. L'amplitude du pic de puissance spectrale renseigne sur le niveau d'effet des cycles respiratoires sur l'intervalle RR.

II.7.2 Densité spectrale de basse fréquence

Les bases fréquences BF sont liées au système sympathique, car les BF ont une relation avec l'activité du système, ce dernier est la réponse déclenchée par la stimulation des barorécepteurs, qui sont majoritairement situés sur les gros vaisseaux, aorte et carotides. Lorsqu'ils sont activés par une distension des parois artérielles, ils émettent des signaux qui stimulent le nerf vague et inhibent en même temps le système sympathique. Le réflexe entraîne une diminution de la tension artérielle.

L'interprétation des BF reste controversée. Les BF sont considérées par certains comme des paramètres qui reflètent essentiellement l'activité sympathique pour deux raisons :

1- Les BF peuvent être sensiblement modifiées par les antagonistes sympathiques, plus précisément, les bêtabloquants empêchent l'élévation des BF lors du test d'inclinaison.

2- Il existe également une étroite corrélation entre cette composante et les mesures directes de l'activité sympathique musculaire.

Il existe aussi une densité spectrale de très basses fréquences et d'ultra basses fréquences.

II.8 Le rapport LF/ HF

Le rapport des valeurs du spectre des BF sur celles du spectre des HF pourrait décrire l'état d'équilibre vagosympathique ou ce qu'on appelle la balance sympatho-vagal. Sa valeur est comprise entre 0 et 2 chez le sujet sain. Mais cette approche n'est pas validée en raison de plusieurs différentes critiques méthodologiques. Elle est comprise généralement entre 0 et 1. Grâce à ce rapport on peut constater l'état dominant du patient, s'il est inférieure à un on implique que l'état sympathique est dominant par contre s'il est supérieure à un l'état parasympathique est dominant. [4][6]

II.9 Recommandations pour l'analyse fréquentielle de l'HRV

La plupart des techniques spectrales nécessitent que le signal analysé soit stationnaire. Pour avoir des résultats fiables, l'analyse fréquentielle exige des données de bonne qualité, car les bruits, les extra systoles, les événements arythmiques et les données manquantes peuvent modifier l'estimation de la densité spectrale de l'HRV. Ces conditions peuvent être obtenues lorsque les sujets étudiés sont enregistrés dans des conditions bien standardisées.

L'analyse fréquentielle doit être préférée à l'analyse temporelle lorsque des enregistrements de courte durée sont envisagés. Afin de standardiser les études de l'HRV sur des courtes durées (5 min), l'enregistrement à partir d'un appareil ECG est préférable à un appareil ECG ambulatoire (Holter), à moins que la nature de l'étude exige ce dernier.

II.10 Assimilation entre les analyses temporelle et fréquentielle de l' HRV

Les analyses fréquentielles et temporelles temporelles et fréquentielle sont tout simplement des méthodes différentes pour examiner les mêmes données. Dont, il n'est pas surprenant qu'il y ait une forte relation entre certains paramètres fréquentielles et temporelles de l'HRV (tableau II.2). La technique choisie pour étudier l'HRV pour une étude définie dépend de plusieurs facteurs.

En général, l'analyse temporelle est idéale pour examiner des enregistrements de longue durée. Par contre, l'analyse fréquentielle est préférée pour des enregistrements de courte durée car la moindre stabilité de la modulation de la FC au cours des enregistrements de longue durée rend les résultats de l'analyse fréquentielle moins interprétables.

Les mesures fréquentielles nécessitent plus particulièrement des enregistrements de courte durée libres d'ectopie, de données manquantes et de bruit. Tandis que les mesures temporelles, qui n'ont pas de telles exigences et qui ne nécessitent pas de standardisation des conditions d'examen, sont plus faciles à appliquer à une étude clinique à l'aide

d'enregistrements Holter (24h). L'analyse de l'HRV sur une longue durée peut être d'une importance particulière, car certaines études ont montré que l'activité physique est un contributeur majeur à la composant UBF de l'HRV.

L'analyse fréquentielle est une technique d'évaluation plus précise de la direction et de l'amplitude de l'évolution de l'équilibre vagosympathique, alors que l'analyse temporelle permet une évaluation plus globale du SNA.

Paramètres temporels	Paramètres fréquentsiels
SDNN	Puissance totale
HRV indice triangulaire	Puissance totale
SDANN	UBF
ASDNN ou SDNN index	TBF, La moyenne de la PT/ 5 min
RMSSD	HF
SDSD	HF
NN50 count	HF
pNN50	HF

Tableau II.2 : correspondance entre les mesures temporelles et les mesures fréquentielles de l' HRV.

$$SDSD = \sqrt{E\{\Delta RR_j^2\} - \{\Delta RR_j\}^2} \quad (II.4)$$

II.11 Analyse non linéaire

Cette technique a été proposée récemment pour analyser la structure et quantifier la complexité des intervalles RR. Compte tenu que la série RR est complètement aléatoire, différentes séries RR pourraient avoir des écarts types identiques à l'indice SDNN, alors que leur structure ou organisation serait différente. La méthode consiste en l'application de techniques mathématiques complexes dérivées de la théorie du chaos. Cette théorie est habituellement employée pour analyser des phénomènes physiologiques très irréguliers mais qui ne sont pas aléatoires, comme ici HRV. Les indices non linéaires ont été beaucoup moins étudiés dans l'analyse de l'HRV que ceux des méthodes temporelles et fréquentielles. Plusieurs approches ont été proposées, parmi celles-ci: [4]

-Poincaré plot : la construction des diagrammes de Poincaré représente une méthode simple consistant à tracer les points correspondant à chaque espace RR d'un enregistrement Holter ECG de 24h, en fonction de son intervalle précédent sur un

graphique. Ainsi, l'acquisition d'une figure, comparée à une comète ayant une grosse extrémité supérieure et une extrémité inférieure plus allongée peut être établie. A partir de ce graphe, SD_{12} peut être calculé selon l'équation suivante ; $SD_{12} = SD_1/SD_2$ (SD_1 est le petit axe et SD_2 le grand axe de l'éclipse).

SD_1 est l'indice de variabilité à court terme, reflet de l'activité parasympathique sur le nœud sinusal. SD_2 est l'indice de variabilité à long terme et reflet à la fois l'activité sympathique et parasympathique sur le nœud sinusal. On peut également obtenir les indices SD_{1nu} et SD_{2nu} , qui correspondent aux indices SD_1 et SD_2 en unité normalisée, car ils prennent en compte l'évolution de la FC de repos. (Plus détails en chapitre 3).

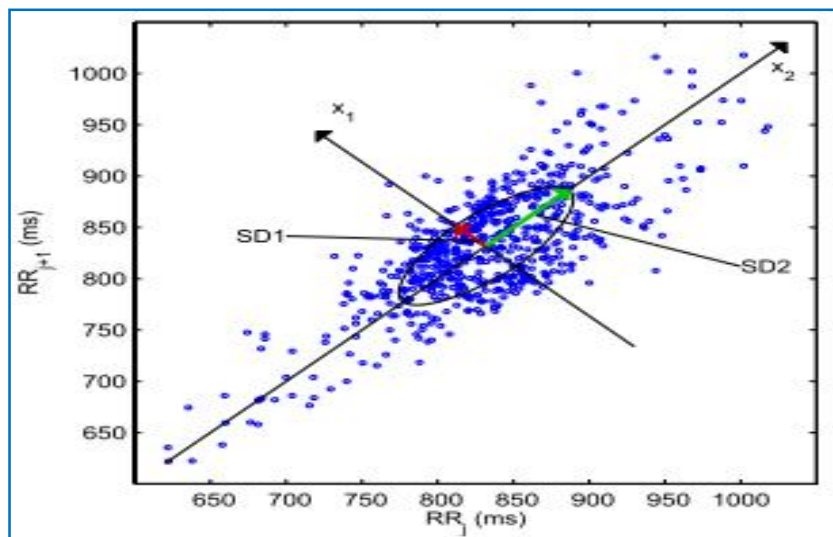


Figure II.4 : Exemple de graphe de Poincaré pour une série de périodes RR.

- **L'indice $\alpha 1$** : il s'agit d'un indice calculé à partir de l'analyse de fluctuation filtrée

(detrended fluctuation analysis). Cette indice mesure le niveau d'organisation d'une série RR entre 0,5 (totalement aléatoire) et 1,5 (totalement prédictible car suit un cycle fixe). Une étude prospective portant sur 446 patients ayant un antécédent d'IDM et une fraction d'éjection du ventricule gauche (FEVG) inférieure à 36%, suivis pendant deux ans, a montré que la diminution de cet indice, calculé sur une période courte, est un facteur de mauvais pronostic. En outre, cet indice avait une meilleure valeur prédictive que les indices temporels chez ces patients. D'autres techniques ont été décrites pour l'analyse non linéaire de l'HRV [4].

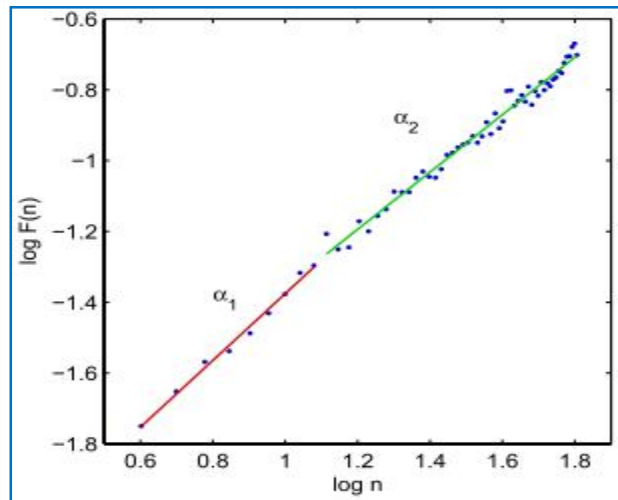


Figure II.5 : Analyse des fluctuations redressées avec un log log de la fonction F par rapport n , α_1 et α_2 sont le court terme et long terme de la fluctuation respectueusement.

II.12 Facteurs influençant l'HRV chez le sujet sain

Les facteurs influençant les valeurs de l'HRV ont été constaté à partir de l'étude de Framingham. Il s'agit d'une étude profonde prospective ayant plus de 10 000 sujets sains qui ont bénéficié d'un suivi biannuel pour évaluer les différents paramètres cliniques. L'analyse de l'HRV a été réalisée à partir d'enregistrements Holter ECG (24h), pratiqués entre 1983 et 1987 chez 2278 sujets. Cette étude a révélé que l'âge et la FC étaient les deux principaux déterminants de l'HRV chez les sujets sains, à côté du sexe et du tabagisme.

II.12.1 Age et FC

A partir des données de l'étude de Framingham, on a trouvé qu'il existe une relation inverse entre l'HRV et l'âge d'une part et l'HRV et la FC d'autre part. Les valeurs normales de l'HRV ont été établies en fonction de ces deux variables.

II.12.2 Sexe

Une comparaison a été faite sur des valeurs de l'HRV, chez des sujets sains d'âge moyen, entre 2 groupes composés de 186 femmes et 188 hommes respectivement. Il a été distingué une différence significative entre les valeurs de l'HRV en fonction du sexe. Le SDNN, les BF ainsi que le rapport BF/HF sont plus bas chez les femmes. Ces différences restent significatives après ajustement à la FC, à la PA et au tabagisme par une analyse multivariée. De même, la sensibilité du baroréflexe est diminuée chez les femmes comparées aux hommes. En outre, dans une étude récente menée sur la population

générale, l'HRV a été évaluée à court terme (100 sec) par enregistrement ECG au cours d'une respiration profonde contrôlée (0.1 Hz). Cette étude a rapporté une diminution plus rapide des valeurs de l'HRV, témoignant d'une meilleure modulation vagale du cœur chez les femmes comparées aux hommes dans les 2^{ème} et 3^{ème} décennies.

II.12.3 Poids

Karason a observé l'effet de l'obésité sur les valeurs de l'HRV. Il a étudié l'HRV ainsi que le taux plasmatique de norépinephrine chez 52 sujets obèses et 28 sujets témoins (minces). Cette étude a montré que le SDNN, le SDANN et le SDNN index sont significativement diminués chez les sujets obèses comparés aux sujets témoins. Ces résultats indiquent une activité sympathique plus élevée, concordante avec des taux plasmatiques de norépinephrine retrouvés plus élevés chez les obèses.

Ces résultats sont en accord avec ceux de Grassi qui a démontré l'altération de la sensibilité du baroréflexe, aboutissant à la modification de l'équilibre vagosympathique dans l'obésité. Il a montré une augmentation de l'activité sympathique mesurée par microneurographie chez les sujets obèses, qu'ils soient insuffisants cardiaques ou non.

II.12.4 Exercice physique

Les effets de l'exercice physique sur les valeurs de l'HRV sont controversés. Les sujets exerçant une activité physique régulière semblent avoir une HRV plus importante mais cette différence pourrait simplement être attribuée à la modification de la FC de repos induite par l'exercice physique régulier. D'ailleurs, Tuomainen a étudié l'effet de l'exercice physique régulier sur l'évolution des paramètres de l'HRV. Il s'est agi d'une étude randomisée comparative portant sur un groupe de 46 sujets sains, du sexe masculin et âgés de 53 à 63 ans, pratiquant un exercice physique régulier d'une intensité de faible à modérée (pendant 6 ans) et sur un autre groupe contrôle constitué de 54 hommes. Cette étude a montré une amélioration significative du seuil aérobie de ventilation, en revanche, aucune différence significative n'a été trouvée dans les paramètres de l'HRV. Toutefois, l'augmentation observée du seuil aérobie (16%) était significativement corrélée avec l'amélioration des paramètres de l'HRV. Ces résultats suggèrent que l'exercice physique régulier améliore la capacité cardiorespiratoire sous-maximale, mais possiblement aussi la fonction du SNA cardiaque [4].

II.13 Conclusion :

L'étude de l'HRV permet une évaluation indirecte de l'activité du système neurovégétatif, chez les sujets sains comme chez les patients souffrant notamment de pathologies cardiovasculaires et métaboliques.

L'intérêt de l'HRV a été démontré dans la typologie du stress, de la fatigue et des malaises ainsi que dans l'analyse de la récupération des sportifs. L'HRV est un marqueur utile en prévention primaire, particulièrement pour les sujets présentant un profil de risque, lié à leurs antécédents personnels et familiaux et/ou à un mode de vie inadapté.

Un court enregistrement ambulatoire périodique de l'HRV permet de détecter, le plus précocement possible, les déséquilibres neuro-végétatifs chez des sujets prédisposés aux risques cardiovasculaires et métaboliques. Ainsi l'HRV s'inscrit dans la panoplie des paramètres diagnostiques, des marqueurs pronostiques et des indicateurs de suivi évolutif.

Des études complémentaires sont nécessaires pour enrichir les connaissances sur les relations entre l'HRV et les dérèglements physiologiques, la physiopathologie des maladies, notamment cardiométaboliques et l'action des thérapeutiques.

D'autres études prospectives longitudinales doivent permettre de préciser la sensibilité, la spécificité et la valeur prédictive de l'HRV dans les actions de prévention primaire et secondaire.

CHAPITRE III

**Spectre fft & Autorégressif
Par logiciel Kubios HRV**

III Spectre fft & Autorégressif Par logiciel Kubios HRV

III.1 Introduction

Kubios HRV est un outil avancé pour étudier la variabilité des intervalles de battement de cœur. En raison de sa grande simplicité peut faire différentes options d'analyses et utilisation facile de l'interface. Ce logiciel est convenable aux chercheurs et médecins. Il est principalement conçu pour analyser HRV d'un être humain. Mais peut également impliquer sur les animaux.

Kubios HRV comprend toute les variables HRV utilisées le domaine temps et fréquence. Les variables du domaine fréquence sont calculées à partir des deux méthodes non paramétriques (fft) et paramétriques (modèle autorégressif). En outre, plusieurs variables HRV non linéaires sont calculées avec ce qu'on appelle Poincaré plot.

III.2 Prétraitement des intervalles du temps RR du HRV

N'importe quel objet dans l'intervalle du temps RR peut se mêler l'analyse de ces signaux. Les objets avec les signaux HRV peuvent être se diviser en objets techniques et objet physiologiques. Les objets techniques peuvent contenir des disparations ou additions du complexe QRS et les erreurs RR d'une onde occurrence. Ces objets peuvent être dus aux objets de mesure ou à l'algorithme informatique. D'autre part les objets physiologiques contiennent des battements ectopiques et des événements arythmiques. Afin d'éviter l'interférence de tel objets, l'enregistrement d'ECG et les séries d'événements correspondantes devraient toujours manuellement examinés les objets et seulement les objets libres devraient être analysé [1].

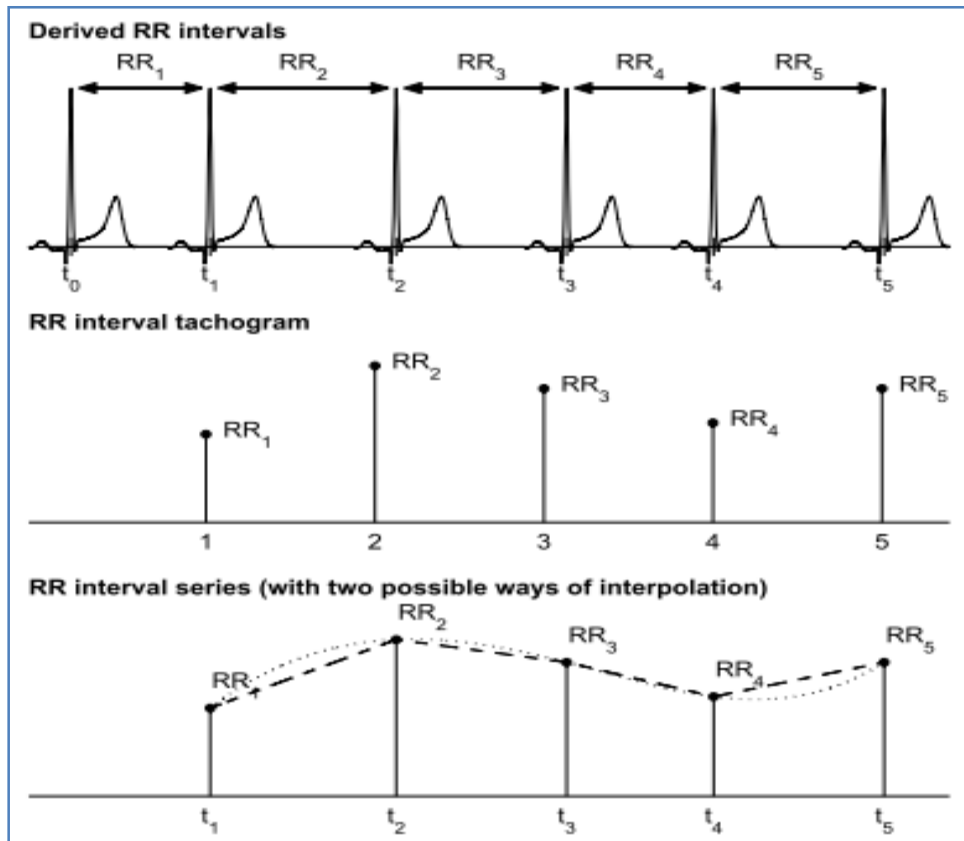


Figure III.1 : Dérivation de deux signaux HRV d'un ECG intervalle Histogramme au milieu et intervalle série.

III.3 Les méthodes non linéaires

Vu les systèmes de commande complexes du cœur il est raisonnable de supposer que les mécanismes non linéaires sont impliqués dans la genèse de HRV. Les propriétés non linéaires de HRV ont été analysées à l'aide de la méthode de Poincaré plot.

III.3.1 Poincaré plot

Une méthode non-linéaire généralement utilisée qui est simple pour interpréter qui s'appelle Poincaré plot C'est une représentation graphique de la corrélation entre les intervalles successifs de RR c.-à-d. de tracer RR_{j+1} en fonction RR_j figure (III.2). La forme du dessin est un dispositif essentiel. L'ellipse est orientée selon la droite $y = x$ c.-à-d. $RR_{j+1} = RR_j$.

*) La déviation perpendiculaire des points par rapport à cette droite est dénotée par SD_1 décrit la variabilité à court terme qui provoque par RSA (respiratory sinus arrhythmia / arithmétique respiratoire de sinus)_il peut montrer que SD_1 est lié à la mesure de S_{DS}D dans le domaine du temps par la relation suivante :

$$SD_1^2 = \frac{1}{2} S_{DS}^2 \quad (III.1)$$

**) La déviation sur le long de la droite $y = x$ dénotée par SD_2 , décrit la variabilité à long terme est lié aux mesure des SDNN et SDDSD par la relation suivante :

$$SD_2^2 = 2SDNN^2 - \frac{1}{2}SDDSD^2 \quad (III.2)$$

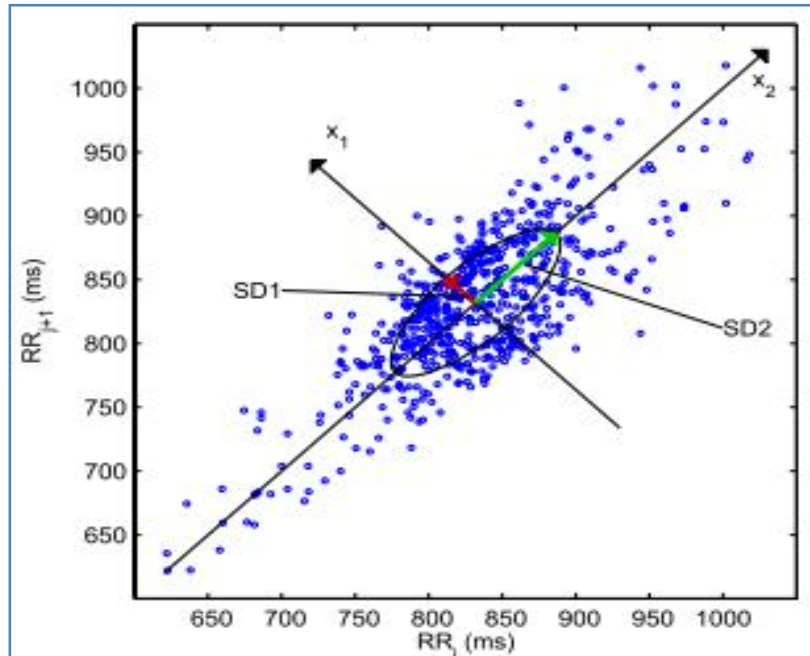


Figure III.2 : Représentation des de droites (SD_1) et (SD_2).

III.3.2 L'analyse de l'entropie

L'entropie permet de mesurer le désordre, ou l'absence de régularité, d'une série de données (par exemple d'intervalles RR). Elle a été introduite principalement par Pincus et al. Comme mesure de la complexité d'un système ; les valeurs basses indiquent une plus grande régularité tandis que des valeurs élevées suggèrent davantage de désordre, d'aléa et de complexité. L'entropie, contrairement à d'autres méthodes, reste efficace même pour des enregistrements de courte durée, ce qui la rend intéressante pour l'étude des signaux physiologiques, et notamment de la variabilité cardiaque. Schématiquement, l'entropie évalue la probabilité que des segments de m valeurs de RR qui sont similaires (c'est-à-dire avec des écarts entre valeurs de RR inférieurs à un seuil fixé r) restent similaires lorsque la longueur du segment est augmentée à $m+1$. Plus faible est la probabilité, et donc le caractère prédictible de la série temporelle, plus élevée est l'entropie. Le calcul de l'entropie nécessite donc de fixer à priori les valeurs de m (la longueur de segment) et de r (le seuil de tolérance). La majorité des études ont choisi comme valeurs $m = 2$ et $r = 0.2$ SDNN, où SDNN représente l'écart type de la série de données. Avec l'âge, la fréquence cardiaque gagne en régularité et l'entropie mesurée

baisse donc. L'entropie a démontré sa capacité à prédire l'apparition de fibrillations auriculaires, de survenue spontanée ou en période postopératoire de chirurgie cardiaque. Une diminution de l'entropie a également été mise en évidence lors de l'infusion d'endotoxine chez le volontaire sain, et a été corrélée à une dysfonction systolique du ventricule gauche en période postopératoire. Enfin, parmi d'autres applications, il semble que l'entropie puisse permettre d'évaluer la profondeur de l'anesthésie lorsqu'elle est appliquée au signal ECG, ainsi que les possibilités de sevrage de la ventilation mécanique en examinant la régularité du volume courant et de la fréquence respiratoire.

Un des avantages majeurs de l'entropie est qu'elle peut-être appliquée à des séries temporelles relativement courtes ; ainsi, Pincus et al. estiment que pour une valeur $m = 2$, des séries de 10^2 , ou mieux 30^2 valeurs (soit 100 à 900 points) fournissent des résultats fiables et reproductibles. En revanche, à la différence des méthodes temporelles qui ne dépendent pas de la séquence chronologique des données, l'entropie évalue des données qui doivent être consécutives dans le temps et dont la séquence doit absolument être préservée lors du traitement du signal ; artéfacts, bruits et données non-stationnaires peuvent donc considérablement compromettre la fiabilité des résultats.

III.3.2.1 L'entropie approximative

L'entropie approximative (ApEn) mesure la complexité ou l'irrégularité du signal. Les grandes valeurs d'ApEn indiquent l'irrégularité élevée et les plus petites valeurs d'un signal plus régulier d'ApEn. L'ApEn est calculé comme suit :

- 1) Un ensemble de m vecteurs U_j

$$U_j = (RR_j, RR_{j+1}, RR_{j+2}, \dots, RR_{j+m-1}), j = 1, 2, 3, \dots, N - m + 1 \quad (\text{III.1}).$$

Où m s'appelle la dimension de U_j et N le nombre des RR mesurés. La distance entre ces vecteurs est définie comme la valeur absolue de la différence entre les éléments correspondants

$$d(U_j - U_k) = \max\{|RR_{j+n} - RR_{k+n}| / n = 0, \dots, m - 1\} \quad (\text{III.2}).$$

- 2) Pour chaque U_j qui correspond U_k les quelles la distance $d(U_j - U_k) \leq r$ est calculée, cet élément est dénoté $C_j^m(r)$. $C_j^m(r) = \frac{\text{nbr de } \{U_k / d(U_j - U_k) \leq r\}}{N - m + 1} \forall k$.

Après la normalisation la valeur de $C_j^m(r)$ est toujours moins que 1 $C_j^m(r) \leq 1$, noté que cependant cette égale à $C_j^m(r) = \frac{1}{N - m + 1}$ après on prend logarithme de $C_j^m(r)$

$$\Phi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{j=1}^{N-m+1} \ln C_j^m(r) \quad (\text{III.3}).$$

3) L'entropie approximative est calculée comme suit :

$$ApEn(m, r, N) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r) \quad (\text{III.4}).$$

L'entropie approximative (ApEn) dépend de trois paramètres : la longueur \mathbf{m} du vecteur U_j par défaut $\mathbf{m}=2$, \mathbf{r} la valeur de tolérance et \mathbf{N} la longueur des données. La longueur N affect sur AnEp, lorsque N augmente AnEp approche vers sa valeur asymptotique. La tolérance \mathbf{r} a un effet très fort sur AnEp, elle devrait être choisie comme fraction de SDNN, pour la comparaisent entre différents types de données, le choix commun de r est $r = 0.2 * SDNN$ qui est également la valeur par défaut.

III.3.2.2 Entropie d'échantillon

L'entropie d'échantillon (SampEn) est comme AnEp mais il y a deux différences importantes pour son calcul.

*Pour AnEp le vecteur u_j est compté pour calculer le nombre des vecteurs u_k pour $d(U_j - U_k) \leq r$ ceci s'assure que $C_j^m(r)$ est toujours supérieur à $\mathbf{0}$ qui permettent de calculer logarithme, *mais au même temps il fait polariser AnEp. Dans l'entropie d'échantillon on élimine le u_j pour calculer $C_j^m(r)$ comme suit :

$$C_j^m(r) = \frac{\text{nbr de } \{U_k / d(U_j - U_k) \leq r\}}{N-m} \quad \forall k \neq j \quad (\text{III.5}).$$

Maintenant la valeur $C_j^m(r)$ va être entre $\mathbf{0}$ et $\mathbf{1}$ et la moyenne de cette valeur est dénoté par :

$$C^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{j=1}^{N-m+1} C_j^m(r) \quad (\text{III.6}).$$

L'entropie d'échantillon est calculé par :

$$SampEn(m, r, N) = \ln (C^m(r) / C^{m+1}(r)) \quad (\text{III.7}).$$

Les valeurs par défaut m, r , sont les mêmes à celles pour AnEp.

III.3.3 Analyse des fluctuations redressées (DFA Detrended Fluctuation Analysis)

Concernant précisément la non-stationnarité des signaux, l'intérêt majeur de la DFA est de tenter de faire la distinction, devant des variations du rythme cardiaque par exemple, entre ce qui revient à des facteurs externes (stress, position, etc...) influençant la variabilité cardiaque, et ce qui constitue des variations intrinsèques du rythme liées à la dynamique d'un système complexe et non linéaire. Autrement formulé, la DFA permet la détection du phénomène d'autosimilarité renfermé dans des séries temporelles en

apparence non stationnaires et elle évite également la fausse détection de l'autosimilarité manifeste qui est un artefact de non-stationnarité. Introduite principalement par Peng et al, la DFA consiste brièvement à recréer, à partir d'une série temporelle d'intervalles RR (RR_k).

une seconde série de données, y_k , telle que y_k est la somme (de 1 à k) des intervalles RR retranchés de l'intervalle RR moyen figure (III.3). Cette nouvelle série de données y_k représente donc schématiquement la tendance des intervalles RR au cours du temps. Cette courbe de tendance est alors découpée en fenêtres égales de longueur n, et dans chaque fenêtre, la tendance « locale » est calculée par la méthode des moindres carrés. La série des données est alors redressée en y soustrayant, fenêtre par fenêtre, la tendance locale calculée précédemment. La racine carrée de cette série de données intégrées est alors calculée par fenêtre et appelée $F(n)$. Enfin, on représente sur un graphe $\text{Log } F(n)$ en fonction de $\text{Log } n$, obtenant une droite dont la pente représente le coefficient α .

Est une mesure qui quantifie la présence ou l'absence de propriété de corrélation.

1) On calcule la somme des différences de RR_j et la moyenne des RR.

$$y(k) = \sum_{j=1}^k RR_j - \overline{RR}, \quad k=1 \dots N \quad (\text{III.8}).$$

Avec \overline{RR} est la moyenne de RR. Après on divise l'intervalle RR on des intervalles égaux de longueur n. dans chaque segment une ligne des moindres carrés est adaptée. On dénote ces lignes par $y_n(k)$. on trouve finalement la fonction suivante :

$$F_n = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y(k) - y_n(k))^2} \quad (\text{III.9}).$$

Pratiquement la fonction F_n est croissante avec la longueur n, on trace $\log F_n$ par rapport $\log n$ caractérisé par l'exposant α .

$\alpha = 1.5$	Bruit Browien (l'intégral de bruit blanc).
$1 < \alpha < 1.5$	Différents genres de bruits.
$\alpha = 1.5$	Bruit en $1/f$.
$0.5 < \alpha < 1$	Les grandes valeurs sont suivies par grande valeurs et vice versa.
$\alpha = 0.5$	Bruit blanc.
$0 < \alpha < 0.5$	Les grandes valeurs sont suivies par petites valeurs et vice versa.

Tableau III.1 : différents genres de bruits selon l'exposant α

L'appellation *bruit* en $1/f$ est donc très générique et s'utilise surtout par opposition au *bruit* blanc.

Le principal avantage de la DFA est de s'affranchir de la condition de stationnarité des signaux, par opposition avec l'analyse spectrale classique. Plusieurs études cliniques ont appliqué la DFA aux signaux cardiovasculaires et montré que des altérations du coefficient α , dans le sens d'une diminution ou au contraire d'une augmentation, pouvaient fournir des informations diagnostiques ou pronostiques que n'apportaient pas toujours les méthodes temporelles ou fréquentielles. La DFA a notamment été appliquée à l'étude de la variabilité cardiaque chez le sujet âgé, au cours des myocardopathies familiales, chez les patients coronariens, insuffisants cardiaques, au cours du syndrome d'apnées obstructives du sommeil ou en période postopératoire de pontages aorto-coronaires.

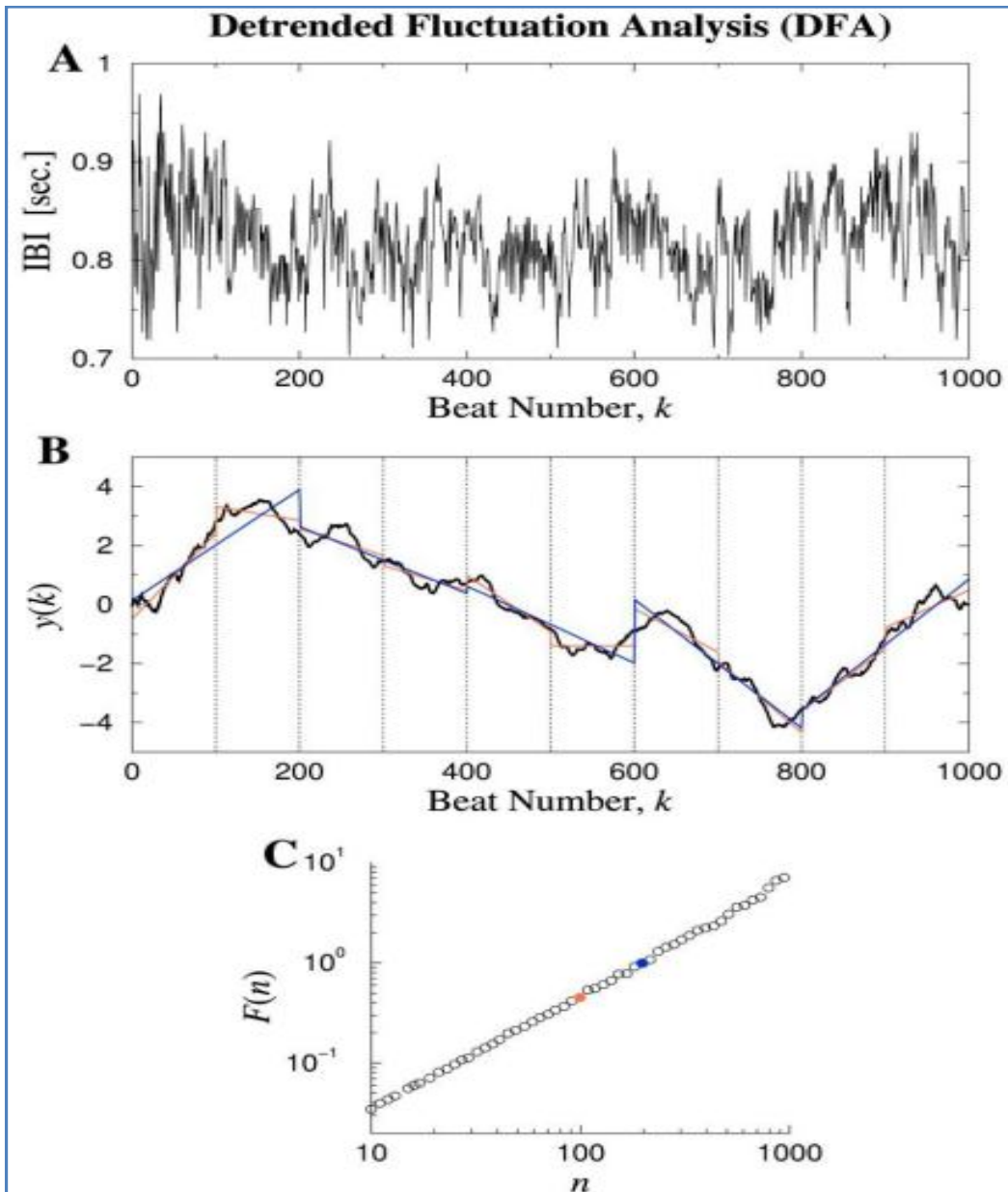


Figure III.3 : algorithme de la DFA. (A) : série temporelle des intervalles inter-battements chez un sujet sain adulte. (B) la courbe en noir est la série temporelle intégrée $y(k)$. Les lignes verticales indiquent la longueur des fenêtres ($n=100$) qui représentent les intervalles inter-battements; les segments rouges représentent la « tendance » estimée dans chaque fenêtre ($n = 100$) par la méthode des moindres carrés; les segments bleus représentent la « tendance » estimée dans chaque fenêtre ($n = 200$) par la méthode des moindres carrés. A noter que l'écart entre la courbe $y(k)$ et les droites rouges est plus petit que l'écart entre la courbe $y(k)$ et les droites bleues. (C) $F(n)$ en fonction de la longueur des fenêtres n , le graphique log-log. Le rond rouge est le point pour $F(100)$ et le point bleu est le point pour $F(200)$. La relation linéaire, sur le graphique log-log révèle la présence d'autosimilarité par une loi de puissance n^α . La pente de cette droite correspond au paramètre α (81). Ici, $\alpha \approx 1$ révélant l'autosimilarité; $\alpha = 0.5$ indique un bruit blanc; $\alpha = 1.5$ indique un bruit Brownien. D'après Goldberger et al.

III.4 Les résultats expérimentant des données utilisées

On applique logiciel Kubios HRV pour les enregistrements RR des cinq jeunes hommes (o_1, o_2, o_3, o_4, o_5) et les cinq vieux (y_1, y_2, y_3, y_4, y_5). Figures (III.4 et III.9) correspondants les deux signaux (o_1 et y_1) illustrent les différents résultats, et le tableau (III.2) récapitule tous les résultats de tous les signaux ($o_{1...5}/y_{1...5}$).

L'analyse spectrale est une méthode mathématique permettant de détecter les différentes oscillations d'un rythme. Elle renseigne sur la distribution des ondes en fonction de leur fréquence. Cette décomposition de la variation totale des séries de données en composantes fréquentielles peut être représentée sous la forme d'une densité spectrale en fonction de la fréquence. La puissance spectrale dans une bande de fréquence donnée peut être quantifiée en intégrant l'aire sous la courbe. L'analyse de la densité de puissance spectrale indique comment cette puissance est distribuée en fonction de la fréquence des oscillations du signal étudié. Les deux méthodes d'analyse spectrale les plus communément employées pour l'étude de la variabilité de la fréquence cardiaque à court terme sont les transformées rapides de Fourier (fft) et la méthode autorégressive qui sont respectivement non-paramétriques et paramétriques. D'autres méthodes (ondelettes, de mesure de l'entropie, Analyse des fluctuations redressées (DFA), etc...) permettent également d'étudier des signaux non-stationnaires comme cela peut être le cas à l'exercice et rendent compte de la complexité et des signaux. Les méthodes non-paramétriques telle que la transformée de Fourier sont simples et rapides d'utilisation. Les méthodes paramétriques ont l'avantage de pouvoir être réalisées sur de petits échantillons, de distinguer des bandes de fréquence non-prédéterminées et de permettre un calcul automatique des composantes de basse et de haute fréquence ainsi que leurs fréquences centrales. Le principal problème des méthodes paramétriques consiste à vérifier que l'ordre (ou niveau de complexité) de l'algorithme choisi est approprié. Dans leur travail publié en 1997, Berntson et Al font le point des avantages et inconvénients de ces méthodes d'analyses spectrales, en référence à des travaux très souvent utilisés dans les articles publiés. Ainsi, la transformée de Fourier décrite initialement par Akselrod et al. (1985) repose sur les principes que les séries temporelles représentent des composantes déterminées, où toutes les données sont incluent dans l'analyse. Dans les analyses autorégressives paramétriques, rapportées en particulier par l'équipe de Pagani et al. (1986) les données temporelles sont analysées pour en extraire le meilleur des modèles. De celui-ci, un certain nombre de pics est dérivé et un spectre est finalisé, qui exclut donc « tous les bruits ». Quand il n'y a pas de raison d'avoir des

enregistrements qui auraient été perturbés par des fréquences oscillatoires diverses, la transformée de Fourier est optimale, à contrario, quand un rythme oscillatoire est suspecté à une fréquence discrète (0,1Hz), ou quand le nombre de données est bas, l'analyse autorégressive est préférée. Il faut souligner que les indices du domaine fréquentiel ne correspondent pas à une mesure générale du tonus sympathique et/ou parasympathique. Elles correspondent aux fluctuations des stimuli végétatifs sur le cœur, plutôt qu'au niveau moyen de ces stimuli. Il se peut donc, par exemple, que le niveau moyen du tonus parasympathique augmente après un entraînement en endurance, mais que ce ne soit pas détectable par l'analyse de la variabilité RR effectuée. Le type de méthode utilisée (autorégressive, transformée de Fourier, etc...) peut aussi être à l'origine de ces différences, et la grande diversité des méthodes employées dans les différentes publications rendent parfois complexes les interprétations. À l'inverse des méthodes temporelles, les méthodes fréquentielles apportent des indications qualitatives sur la nature des oscillations. L'analyse spectrale est justifiée par la nature rythmique des oscillations de l'intervalle RR. Les méthodes d'analyse spectrale effectuent une décomposition de la variation totale des séries chronologiques de données (les intervalles RR) en composantes fréquentielles, représentée sous la forme d'une densité spectrale exprimée en fonction de la fréquence. L'analyse par transformée de Fourier est une méthode objective qui n'implique aucune perte d'information, car il existe une relation directe entre le signal de départ et le spectre de fréquence obtenu après la transformation mathématique. La théorie de Fourier est basée sur le fait que chaque signal stationnaire peut être décomposé en une somme de sinusoïdes simples de fréquence croissante. La transformation de Fourier consiste à décomposer une fonction selon ses fréquences, tout comme un prisme décompose la lumière en couleur, et transforme ainsi une fonction $F(t)$ dépendante du temps en une fonction $F(f)$ dépendante de la fréquence du signal. Sa représentation graphique, présente en abscisse une échelle de fréquence, et en ordonnée, un nombre proportionnel à l'amplitude de l'oscillation (sec^2/Hz). Une oscillation constituée par une sinusoïde simple ne donnera après analyse spectrale qu'un pic, alors qu'un signal constitué par la somme de deux sinusoïdes simples, donnera un spectre présentant deux pics correspondant à la fréquence des deux sinusoïdes, et dont l'ordonnée respective sera proportionnelle à l'amplitude de chacune des sinusoïdes. Appliqués au système cardio-vasculaire, les signaux laissent apparaître deux oscillations principales, la première, lente, d'une période d'environ 10 secondes (0,1 Hz), correspondant à l'onde de Mayer, et la seconde, plus rapide, synchrone de la ventilation, dont la période se

situe généralement dans des conditions de repos entre 12 et 18 cycles par minute (0,2 à 0,3 Hz).

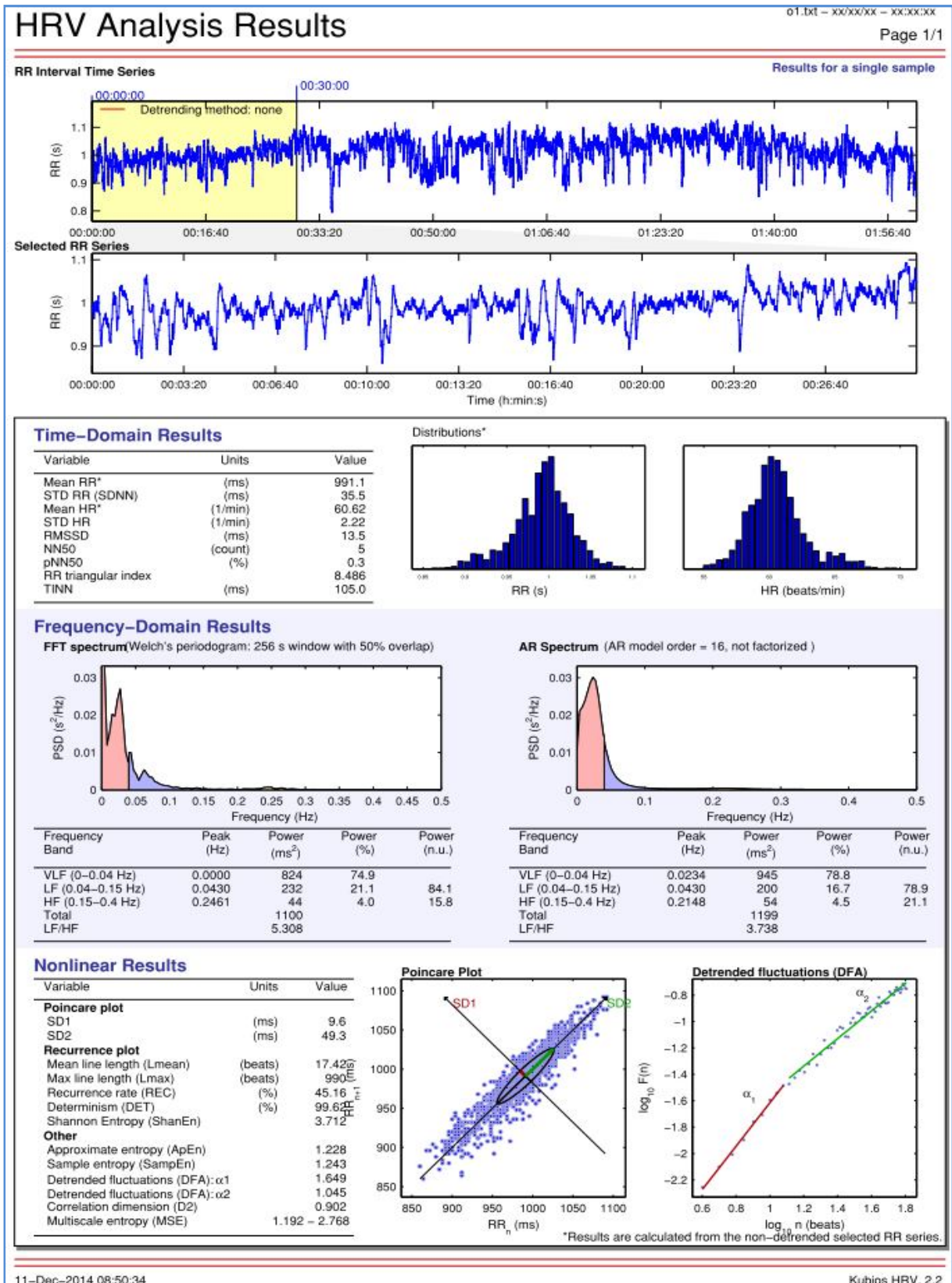
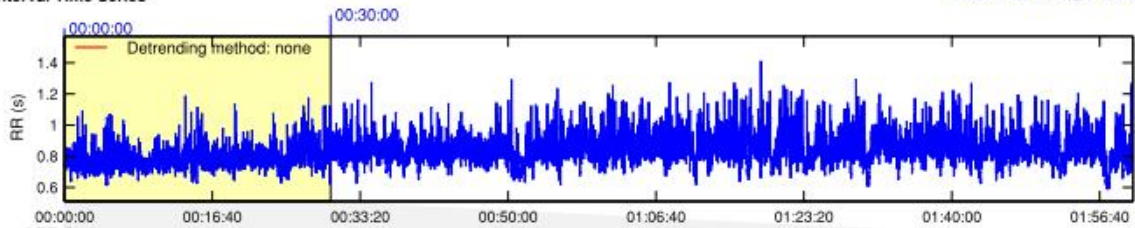


Figure III.4 : Différents représentation graphique de O_1

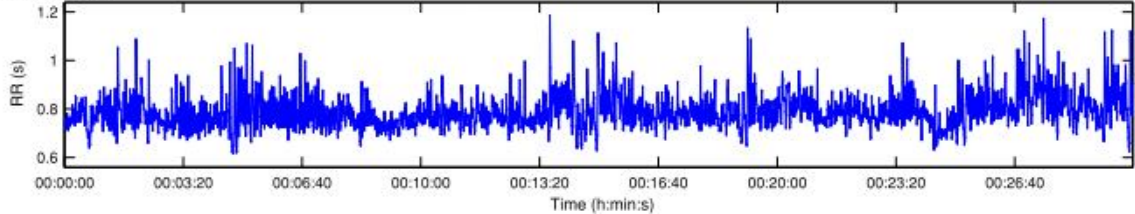
HRV Analysis Results

RR Interval Time Series

Results for a single sample



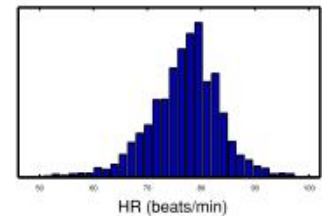
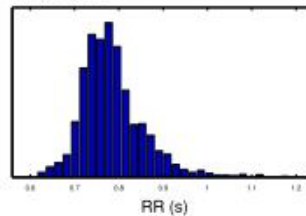
Selected RR Series



Time-Domain Results

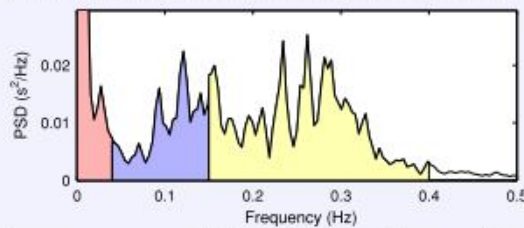
Variable	Units	Value
Mean RR'	(ms)	784.6
STD RR (SDNN)	(ms)	70.8
Mean HR'	(1/min)	77.05
STD HR	(1/min)	6.50
RMSSD	(ms)	73.2
NN50	(count)	873
pNN50	(%)	38.1
RR triangular index		16.623
TINN	(ms)	365.0

Distributions*

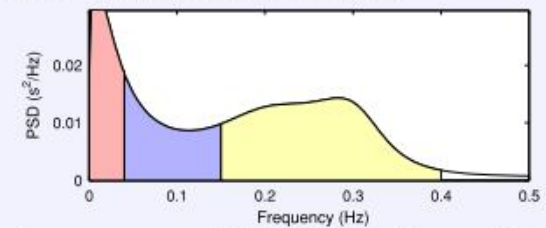


Frequency-Domain Results

FFT spectrum (Welch's periodogram: 256 s window with 50% overlap)



AR Spectrum (AR model order = 16, not factorized)



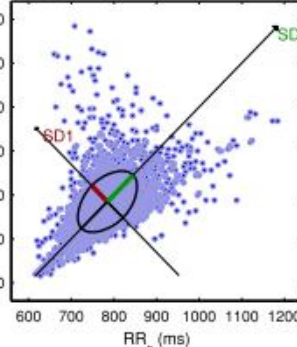
Frequency Band	Peak (Hz)	Power (ms ²)	Power (%)	Power (n.u.)
VLF (0-0.04 Hz)	0.0039	1130	24.1	
LF (0.04-0.15 Hz)	0.1211	1045	22.3	29.3
HF (0.15-0.4 Hz)	0.2617	2515	53.6	70.5
Total		4696		
LF/HF		0.416		

Frequency Band	Peak (Hz)	Power (ms ²)	Power (%)	Power (n.u.)
VLF (0-0.04 Hz)	0.0039	1104	22.8	
LF (0.04-0.15 Hz)	0.0430	1170	24.2	31.4
HF (0.15-0.4 Hz)	0.2813	2558	52.9	68.6
Total		4836		
LF/HF		0.457		

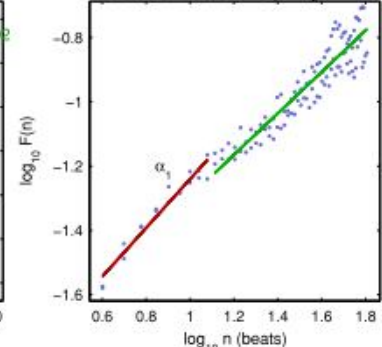
Nonlinear Results

Variable	Units	Value
Poincare plot		
SD1	(ms)	51.8
SD2	(ms)	85.7
Recurrence plot		
Mean line length (Lmean)	(beats)	10.20
Max line length (Lmax)	(beats)	126
Recurrence rate (REC)	(%)	29.89
Determinism (DET)	(%)	97.68
Shannon Entropy (ShanEn)		3.120
Other		
Approximate entropy (ApEn)		1.409
Sample entropy (SampEn)		1.563
Detrended fluctuations (DFA): α_1		0.759
Detrended fluctuations (DFA): α_2		0.645
Correlation dimension (D2)		4.177
Multiscale entropy (MSE)		1.007 - 1.697

Poincare Plot



Detrended fluctuations (DFA)



*Results are calculated from the non-detrended selected RR series.

Figure III.5 : Différents représentation graphique de y_1

On s'intéresse surtout dans ces résultats sur le rapport LF/HF, qui reflète l'état du patient, si ce rapport :

$\frac{LF}{HF} < 1$ L'état sympathique est dominant.

$\frac{LF}{HF} > 1$ L'état parasympathique est dominant.

Datas	O1	O2	O3	O4	O5	Y1	Y2	Y3	Y4	Y5
LF/HF	3.738	1.180	1.878	3.506	4.062	0.457	0.854	4.577	0.888	2.475
Etat	Sym	Sym	Sym	Sym	Sym	Para	Para	Sym	Para	Sym

Tableau III.2 : état humain examiné selon le rapport *LF/HF*.

D'après tous ces graphes on peut constater la différence entre la méthode paramétrique et non paramétrique ou plutôt Autorégressif et FFT :

La différence principale entre la FFT et l'autorégression réside dans la façon de considérer les données. La FFT part du principe que les séries de données ne contiennent que des composantes déterministes, alors que l'autorégression distingue dans les données des composantes déterministes et des composantes stochastiques. Le spectre obtenu par FFT contient les pics déterminés pour toutes les particularités temporelles du signal. Avec la technique de l'autorégression, les données temporelles sont utilisées dans le but d'identifier le meilleur ajustement possible à un modèle prédéterminé, dont les pics ont été choisis à l'avance. Le spectre résultant aura ainsi une forme finale dérivée de ce modèle d'ajustement. Cette technique concentre les données spectrales autour des pics les plus significatifs tentant ainsi d'en exclure le bruit contenu dans le signal, tandis que la FFT y englobe toutes les valeurs spectrales. Ainsi, dans son application la plus basique, la FFT pourrait être considérée comme une méthode descriptive et l'autorégression plus proche d'une approche stochastique ou statistique. Dans l'utilisation pratique cette différence est réduite par l'utilisation d'algorithmes de lissage ou de filtrage pour stabiliser la variabilité estimée à partir de la FFT. Bien que les deux méthodes présentent des avantages et des inconvénients divers, elles comportent aussi bien des points communs et conduisent en pratique à des résultats équivalents, si toutefois le signal cardiovasculaire traité est stationnaire et si le modèle d'ajustement de type autorégression a été choisi convenablement [6].

Les avantages des méthodes paramétriques, par rapport à la FFT, sont :

1. L'aspect lissé des spectres de puissance où les harmoniques principaux peuvent être facilement distingués.
2. Le post-traitement des données spectrales permettant de séparer les bandes de fréquences [Low frequency (LF), et High frequency (HF)] peut être réalisé facilement par automatisation des calculs.
3. Une estimation précise de la DPS peut être calculée même avec un petit nombre de valeurs lorsque le signal peut être considéré comme stationnaire.

L'inconvénient majeur des méthodes paramétriques réside en l'obligation de vérifier la validité et la complexité du modèle choisi. Ainsi, les résultats obtenus dans une bande de fréquence peuvent différer de manière très importante si l'on change de modèle d'autorégression. D'autre part, pour utiliser cette méthode il faut impérativement avoir une idée des pics de variabilité que l'on doit trouver de manière à choisir un modèle approprié, il s'agit donc avant tout d'une méthode quantitative plus que qualitative.

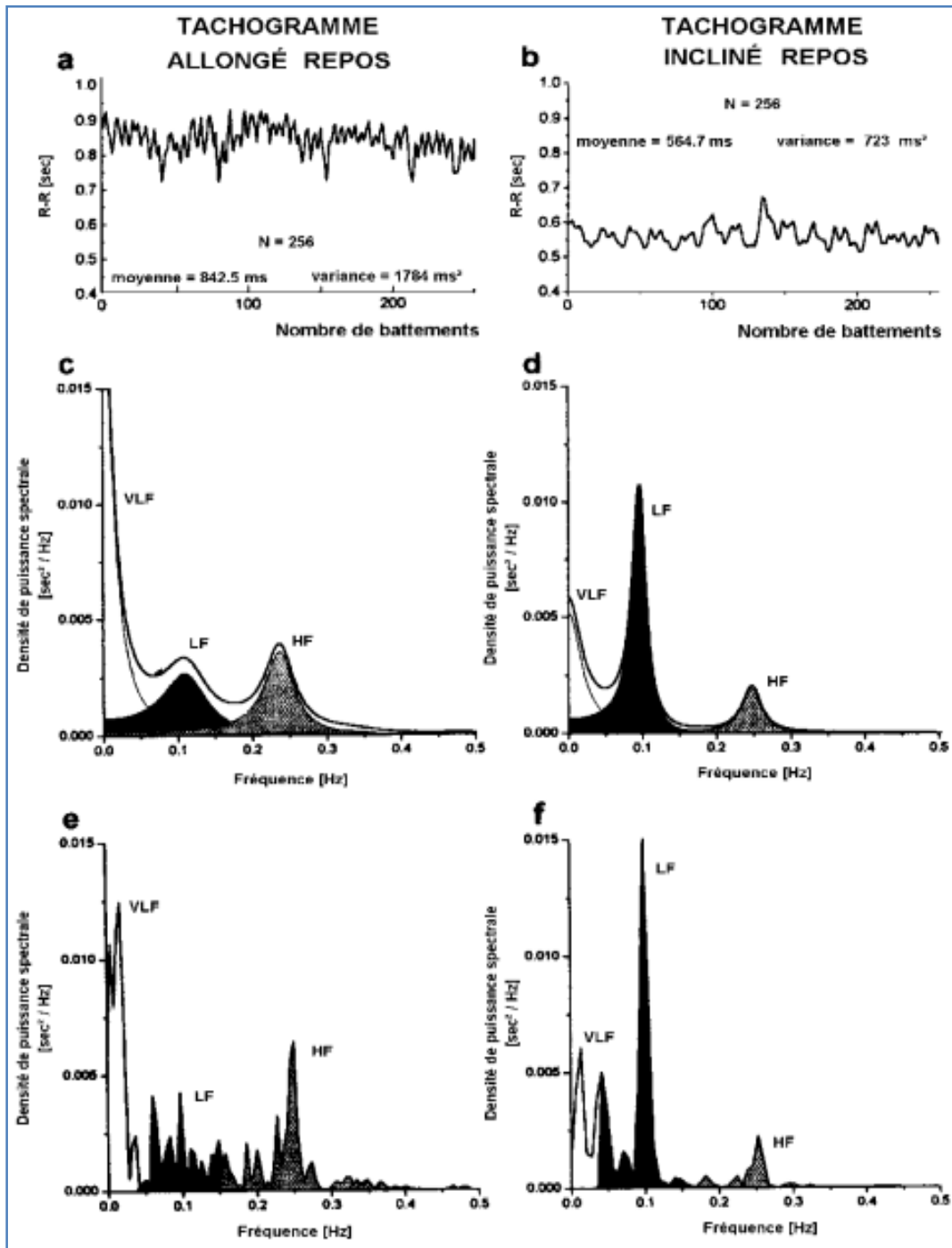


Figure III.6 : Deux tachogrammes (a et b) avec en abscisse le nombre de battements cardiaques (1 à 256) et en ordonnée la période RR correspondant à chaque battement. Les figures (c) et (d) représentent respectivement les spectres de fréquence des tachogrammes (a) et (b) réalisés par une méthode paramétrique autorégressive, alors que les spectres (e) et (f) ont été calculés à partir des mêmes tachogrammes à l'aide d'une méthode non paramétrique (FFT). On peut constater la différence d'aspect des spectres obtenus à partir des deux méthodes fréquentielles, la méthode paramétrique donne un spectre à l'aspect plus lisse au regard de celui obtenu avec une FFT.

III.5 Conclusion :

L'analyse spectrale est une méthode mathématique permettant de déceler les différentes oscillations d'un rythme. Elle renseigne sur la distribution des ondes en fonction de leur fréquence. Cette décomposition de la variation totale des séries de données en composantes fréquentielles peut être représentée sous la forme d'une densité spectrale en fonction de la fréquence. La puissance spectrale dans une bande de fréquence donnée peut être quantifiée en intégrant l'aire sous la courbe. L'analyse de la densité de puissance spectrale indique comment cette puissance est distribuée en fonction de la fréquence des oscillations du signal étudié. Les deux méthodes d'analyse spectrale les plus communément employées pour l'étude de la variabilité de la fréquence cardiaque à court terme sont les transformées rapides de Fourier (fft) et la méthode autorégressive qui sont respectivement non paramétriques et paramétriques.

CHAPITRE IV

Paquets d'ondelettes.

IV Transformées en ondelettes

IV.1 Introduction

La transformée en ondelettes est apparue au début des années 1980 dans le domaine du traitement des signaux sismiques où elle fut introduite sous sa forme primitive par le géophysicien Jean Morlet, il décrit la transformée en ondelettes continue (TOC) qui porte son nom dans le but d'analyser les signaux sismiques artificiels réfléchis par les couches de roches pétrolifères. Le développement du formalisme de la transformée en ondelettes continue, en une dimension, fut le fruit de la collaboration de Morlet et Grossmann aux alentours de 1984. Initialement définie en une dimension, son extension en plusieurs dimensions arbitraires a été effectuée par Meyer vers 1985. Le développement des ondelettes discrètes a ensuite pris son essor à partir de 1986 par les contributions de Daubechies, Mallat, Meyer et Grossmann. De ces travaux naquit le concept d'analyse multi-résolution. A l'origine Morlet s'est inspiré de l'analyse de Fourier à court terme proposée par Gabor quelque 30 ans plus tôt qui, malheureusement présente les inconvénients exposés précédemment : choix d'une bonne résolution en temps au détriment des basses fréquences ou l'inverse ; et d'autre part il n'y a pas de reconstitution facile et précise du signal à partir de la transformée. Morlet choisit alors une autre approche. Au lieu de garder fixe la taille de la fenêtre et de varier le nombre d'oscillations à l'intérieur de cette fenêtre, il fit l'inverse : il garda constant le nombre d'oscillations et fit varier la taille de la fenêtre, l'étirant ou la comprimant comme un accordéon. L'ensemble des ondelettes sur lequel est bâtie l'analyse est obtenu à partir d'une ondelette mère par dilatation et translation. Cette similarité mutuelle a en particulier pour conséquence que toutes les ondelettes analysantes présentent le même nombre d'oscillations. Cette propriété permet l'obtention d'un compromis optimal du principe d'incertitude d'Heisenberg-Gabor : contrairement à la transformée de Fourier à court terme, la transformée en ondelettes a une excellente résolution temporelle dans les petites échelles et une excellente résolution en « fréquence » pour les grandes échelles. D'autre part, la transformée en ondelettes est inversible : il est possible de reconstituer le signal à partir de ses coefficients d'ondelettes.

La figure (IV.1), ci-dessous, tirée d'un article de Pichot et al, illustre un exemple théorique d'application de la transformée en ondelettes. Sa partie supérieure contient un signal variant en basse et haute fréquence à la fois dans son premier tiers, en

basse fréquence uniquement dans son tiers moyen et en haute fréquence seulement dans son dernier tiers. Sa partie inférieure représente la transformée en ondelettes du signal, avec à droite les différentes ondelettes utilisées à partir de la fonction ondelette « mère ». Les premiers coefficients (2,4,8...) correspondent à une faible dilatation de l'ondelette, et donc aux fréquences élevées, alors que les coefficients plus élevés (32,64,128...) correspondent à une forte dilatation de l'ondelette et donc aux fréquences basses. Là où une analyse spectrale classique aurait certes révélé deux pics de fréquence mais sans que l'on puisse déterminer leur part respective dans la variabilité du signal au cours du temps, l'analyse par ondelettes représente bien la part des basses et hautes fréquences dans la variabilité à chaque instant [2].

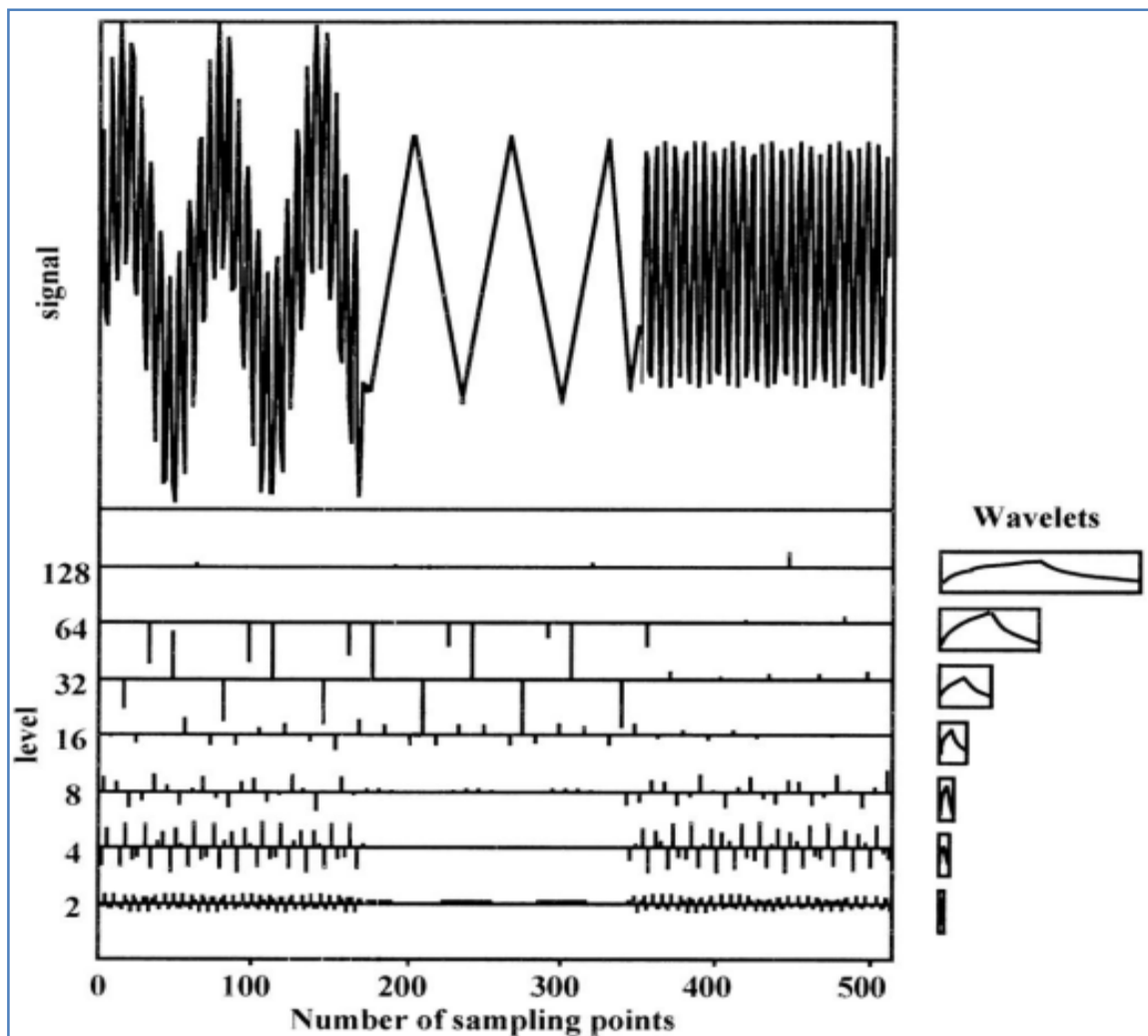


Figure IV.1 : Exemple théorique d'application de la transformée en ondelettes. D'après Pichot et al.

IV.2 Transformée en ondelettes continue (TOC / CWT)

Une des tentatives récentes accomplie par Goupillaud et son équipe pour localiser le spectre du signal en utilisant la transformée en ondelettes continue (TOC) a été une nouvelle direction dans ce domaine. La philosophie de base est que n'importe quel signal ou série temporelle peut être décomposée en une série de dilatations et compressions d'une ondelette mère notée $w(t)$. L'avantage de cette approche est que les hautes fréquences peuvent être localisées sur un plus petit intervalle de temps que les basses fréquences [7].

La TOC d'un signal $x(t)$ est donnée par Rioul et Vetterli :

$$TOC_x^\psi(s, \tau) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int_t x(t) \cdot \psi^* \left(\frac{t - \tau}{s} \right) dt \quad (IV.1)$$

Où

ψ^* dénote le complexe conjugué de ψ .

S est le facteur d'échelle, également appelé facteur de dilatation de ψ . Il s'agit d'un nombre réel.

τ est le paramètre de translation. Il s'agit d'un nombre réel.

$\psi(t)$ est l'ondelette mère.

Les $TOC_x^\psi(s, \tau)$ sont les coefficients d'ondelettes.

Il s'agit de multiplier le signal $x(t)$ par une fonction de base limitée dans le temps avant d'intégrer sur tout le temps; mais cette fois, la largeur de la fenêtre d'analyse est variable. En effet, plus le facteur d'échelle S est important, plus la fonction de base $1/\sqrt{|s|} \cdot \psi^* \left((t - \tau)/s \right)$ s'élargit et devient moins haute (ceci afin de garder la même énergie).

Le facteur d'échelle S est inversement proportionnel à la fréquence. En réalité, il correspond à une période locale qui dépend elle-même du type de l'ondelette mère. Si l'ondelette mère a une fréquence centrale f_c , la fréquence d'analyse correspondant à une échelle s_i vaut $f_a = (T \times f_c)/s_i$, où T est la période d'échantillonnage.

IV.3 Transformée en ondelettes discrètes (TOD/ DWT)

Dans l'objectif de trouver une base de fonctions orthonormées, la transformée en ondelettes discrètes (TOD ou DWT en anglais) a été introduite par Daubechies (10). Dans le même style que la transformée de Fourier discrète (TFD), la transformée en ondelette discrète est une transformation linéaire applicable sur un vecteur (série temporelle ou signal). La caractéristique définissant la TOD est que les fonctions de base ont un support compact (elles sont non nulles, seulement dans des intervalles finis dans les deux domaines temps et fréquences). Là où la transformée de Fourier projette une fonction impulsionnelle d'un domaine en une sinusoïde de support infini dans l'autre domaine, la TOD projette une fonction impulsionnelle d'un domaine en une fonction dans l'autre domaine tout en gardant un support fini. L'inconvénient de créer une telle base de fonctions est que la régularité sinusoïdale est sacrifiée.

La TOD est présentée comme une série de multiplications de matrices par le vecteur représentant le signal. C'est similaire à l'algorithme de la transformée de Fourier discrète, sauf que la matrice de multiplication directe est remplacée par des sous matrices de factorisation diagonales pour être plus efficace. La TOD d'un signal chirp est présentée sur la figure (IV.2). Une ondelette de type Daubechies à 4 coefficients est utilisée. La décomposition en échelle (niveau 1) donnée par la TOD semble difficile à interpréter.

Ce qu'on peut dire pour la TOD est qu'elle donne une représentation du signal avec une très grande résolution temporelle et un aperçu des composantes spectrales présentes. Cependant, l'information est clairsemée et les régions spectrales ne sont pas uniques (les différentes dilatations ont des réponses spectrales chevauchées). La TOD est un outil puissant utile dans beaucoup d'applications (compression d'images par exemple), toutefois une représentation temps-fréquence plus claire est désirée [8][9].

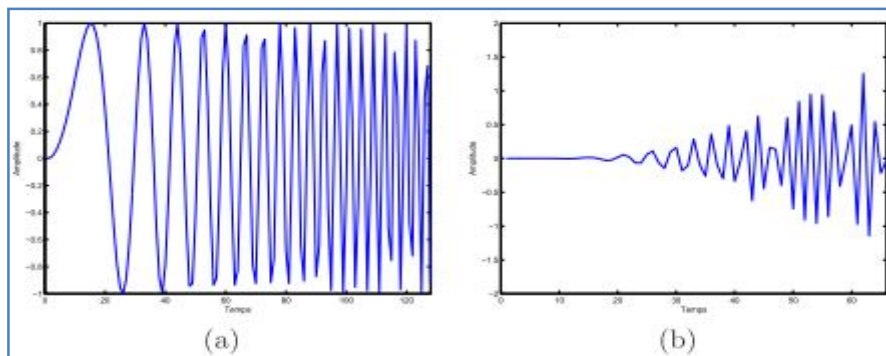


Figure IV.2 : (a) Signal "chirp" avec accroissement fréquentiel dans le temps. (b) Résultat de la décomposition en échelle (niveau 1) en utilisant une ondelette d'analyse type Daubechies à 4 coefficients.

IV.4 Exemples d'ondelettes

Il existe nombreuses formes d'ondelettes, le choix de l'ondelette optimale dépend de l'application envisagée. Il convient de bien cerner le problème à étudier et d'identifier le type de transformée à utiliser (continue ou discrète). En analyse d'image, il est souvent utile d'avoir une certaine redondance pour avoir plus d'informations. L'utilisation de la transformée en ondelettes continue est alors conseillée. Si on veut un calcul exact, alors les ondelettes à support compact sont indiquées. On voit donc qu'on ne peut parler d'une ondelette idéale, adaptée à tous les cas.

Nous avons choisi de présenter quatre types d'ondelettes qui nous semblent être les plus utilisées dans le traitement du signal : les ondelettes de Morlet, le chapeau mexicain, les ondelettes de Haar et les ondelettes de Daubechies [10] [11].

IV.4.1 L'ondelette de Morlet

L'ondelette de Morlet est l'ondelette complexe la plus fréquemment utilisée. Elle est obtenue en modulant une exponentielle complexe par une enveloppe gaussienne. Elle permet de minimiser le produit des étalements temporel et fréquentiel de l'ondelette, et donc de maximiser la précision de la localisation de l'énergie dans le plan temps-fréquence. Elle est définie par :

$$\psi(x) = e^{i5x} e^{-x^2/2} \quad (\text{IV.2})$$

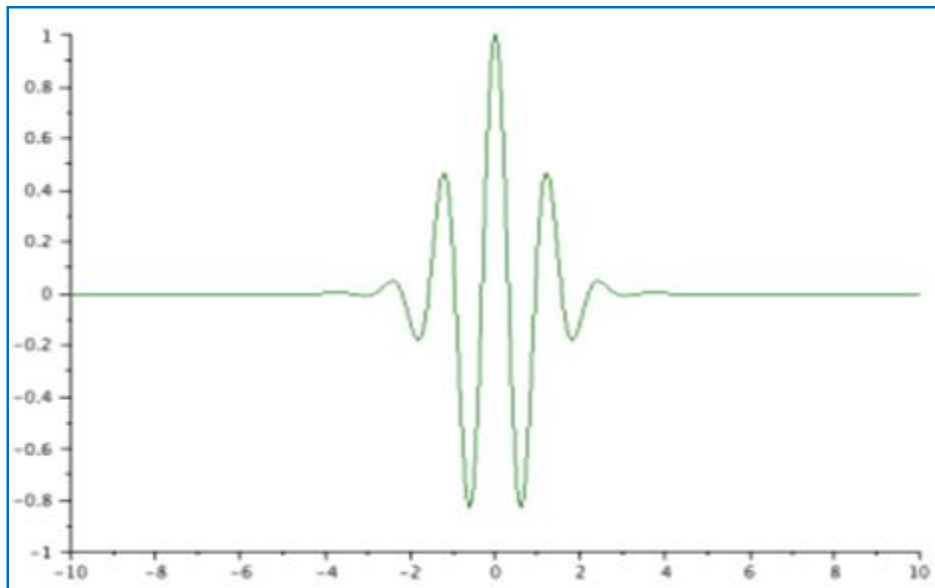


Figure IV.3 : Ondelette de Morlet.

Propriétés

C'est une ondelette à régularité infinie, symétrique et utilisée dans les transformations continues. Elle est donc bien localisée en espace et en fréquence.

Intérêt

Sa régularité en fait un outil particulièrement adapté pour l'étude de la régularité de fonctions. De plus, son caractère directionnel est très utile pour des signaux tels que les images sismiques.

IV.4.2 Le chapeau mexicain

Le chapeau mexicain n-dimensionnel est une ondelette réelle construite à partir de la dérivée seconde de la gaussienne. En effet, bien qu'une gaussienne ne soit pas une ondelette, toutes ses dérivées le sont. Elle est définie par :

$$\psi(x) = \frac{1}{\sqrt{3}}\pi^{-1/4}(1 - x^2)e^{-x^2/2} \quad (\text{IV.3})$$

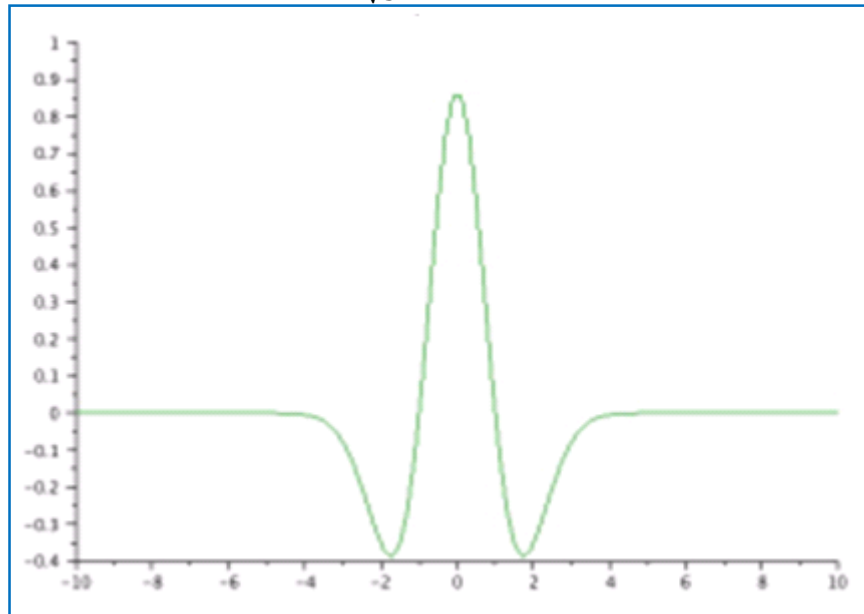


Figure IV.4 : Le chapeau mexicain.

Propriétés

En dimension 1, c'est une ondelette symétrique. Elle oscille très peu et permet d'avoir une reconstruction exacte du signal, elle est utilisée dans les transformations continues.

Intérêt

Étant issue de la dérivée d'une ondelette, le chapeau mexicain est particulièrement adapté à la détection de discontinuités.

IV.4.3 L'ondelette de Haar

Elle est définie par :

$$\begin{cases} \psi(x) = 1 & \text{si } 0 < x < \frac{1}{2} \\ \psi(x) = -1 & \text{si } \frac{1}{2} < x < 1 \\ \psi(x) = 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (\text{IV.4})$$

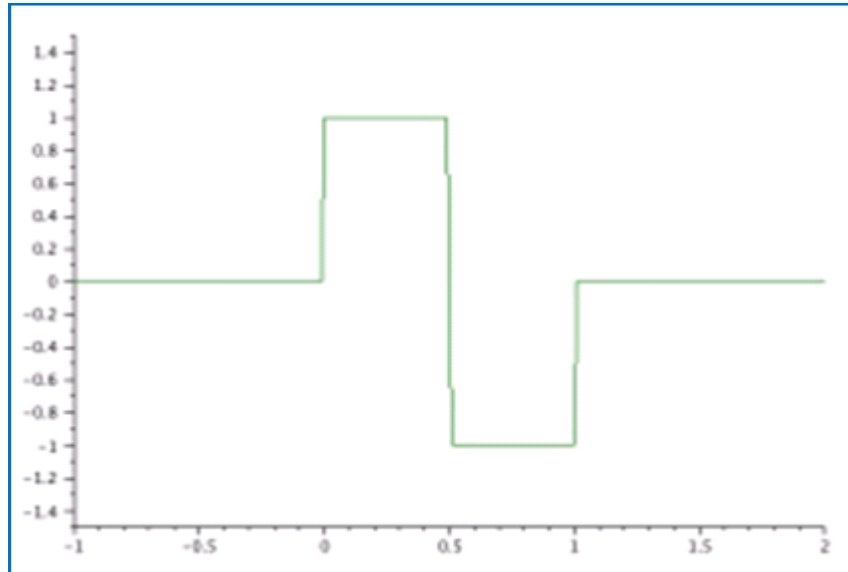


Figure IV.5 : Ondelette de Haar.

Propriétés

C'est une ondelette orthonormale à support compact, symétrique. Elle permet d'obtenir une reconstruction exacte du signal. Elle est utilisée à la fois pour les transformées continue et discrète.

Intérêt

Cette ondelette est très simple et facile à implémenter. De plus elle est a support compact. Le calcul de la transformée de Fourier est donc exact.

Inconvénient

L'ondelette de Haar quoique très simple comporte un inconvénient majeur. En effet la convergence de sa transformée de Fourier vers $\mathbf{0}$ à l'infini est très lente, dû à l'irrégularité de ψ comme nous pouvons le voir sur le graphe qui suit :

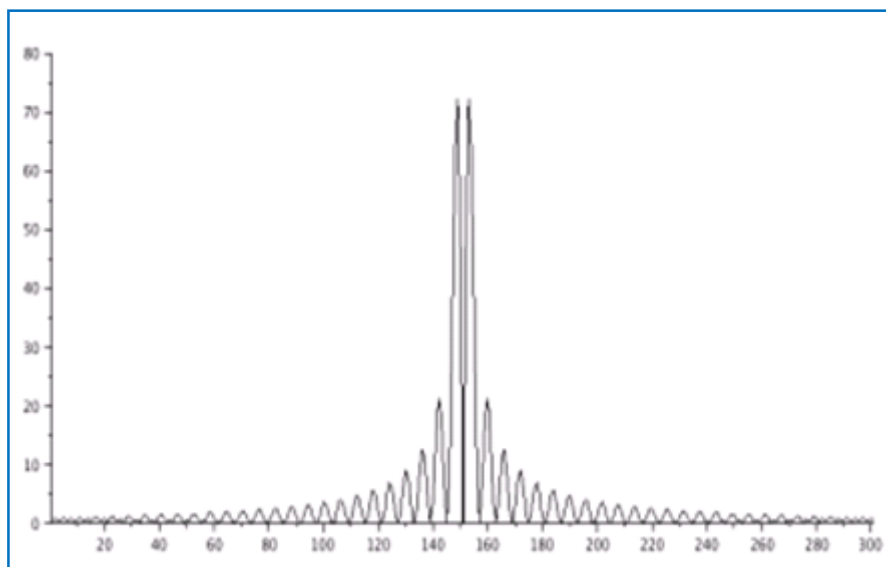


Figure IV.6 : Transformée de Fourier de l'ondelette de Haar.

IV.4.4 L'ondelette de Daubechies

L'ondelette de Daubechies est la famille la plus connue des ondelettes orthonormales. Ses ondelettes sont généralement dénommées par le nombre de coefficients a_k non nuls, on parlera donc d'ondelettes Daubechies 4, Daubechies 6, etc.

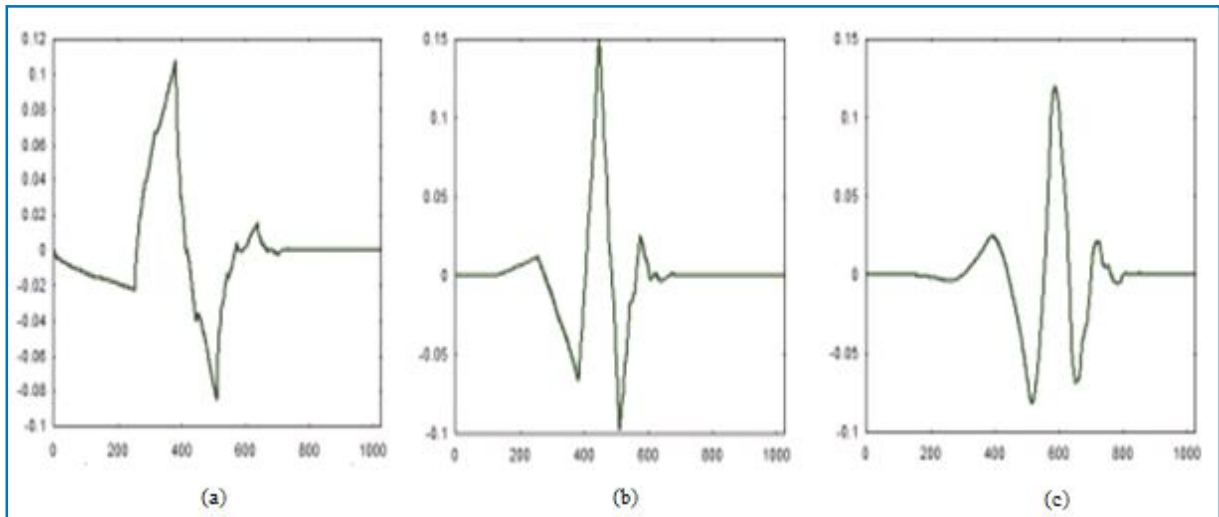


Figure IV.7: (a) Daubechies 4, (b) Daubechies 6, (c) Daubechies 8

Propriétés

Quand l'ordre augmente, les supports grandissent ainsi que la régularité des ondelettes.

Intérêt

La mathématicienne Ingrid Daubechies a cherché dans ses travaux à concilier deux contraintes respectives : l'orthogonalité de la base d'ondelettes et la compacité du support de l'ondelette-mère. Ce qui implique que toute ondelette de la base est à support compact et donc que le calcul de la transformée en ondelettes est exactes. De plus, elle a imposé à ses ondelettes une troisième condition : avoir n moments nuls.

Inconvénients

Les ondelettes à support compact ne sont pas symétriques ce qui peut être un problème dans certains cas comme la détection de frontières. [8][11]

IV.5 Paquet d'ondelettes

IV.5.1 Introduction

La méthode de paquet d'ondelettes est une généralisation de la décomposition d'ondelettes qui offre une analyse plus riche du signal.

Pour une fonction d'ondelettes orthogonale donnée, nous produisons d'une bibliothèque des bases appelées les bases de paquet d'ondelettes. Chacune de ces bases offre une manière particulière de coder des signaux, de préserver l'énergie globale, et de reconstruire les dispositifs exacts. Les paquets d'ondelettes peuvent être employés pour de nombreuses

expansions d'un signal donné. Nous choisissons alors la décomposition la plus appropriée d'un signal donné en ce qui concerne un critère basé sur entropie.

Là existent des algorithmes simples et efficaces pour la décomposition de paquet d'ondelettes et le choix optimal de décomposition. Nous pouvons alors produire des algorithmes de filtrage adaptatifs avec des applications directes dans le codage de signal et la compression de données optimales [9].

IV.5.2 Ondelettes vers paquet d'ondelettes : décomposition les détails

Dans la procédure de décomposition d'ondelettes orthogonale, la première étape est divisée les coefficients d'approximations en deux parts. Après cette division nous obtenons un vecteur des coefficients d'approximations et un vecteur des coefficients détails. L'information perdue entre deux approximations successives est saisi dans le détail. L'étape suivant est de décomposé à nouveau les deux vecteurs jusqu'au le niveau voulu.

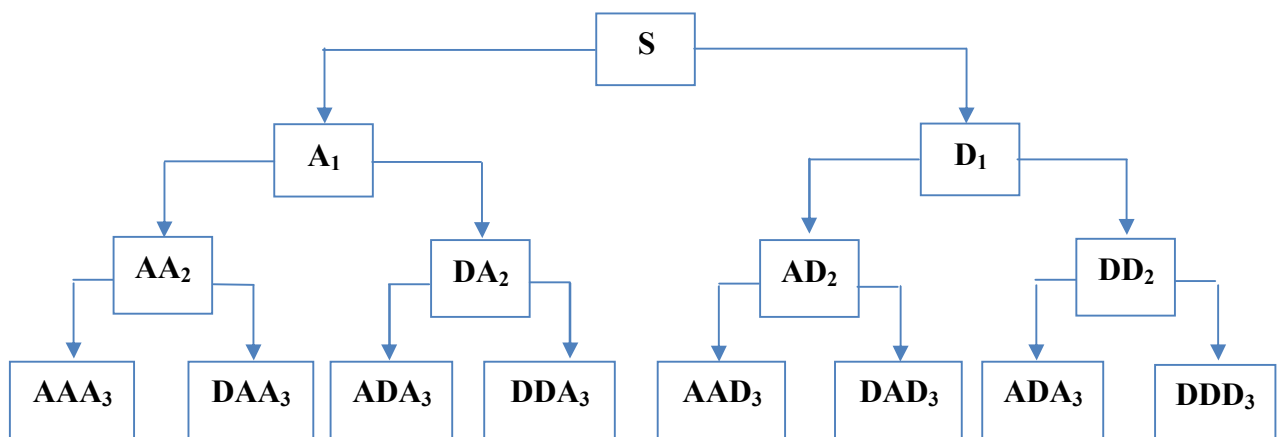


Figure IV 8 : l'arbre de niveau 3 de la décomposition de paquet d'ondelettes.

IV.5.3 Construire le paquet d'ondelettes

Le chemin de calcul pour gérer le paquet d'ondelettes est facile lorsqu'on utilise une ondelette orthogonale en commençant par deux filtres de longueur de $2N$, où $h(n)$ et $g(n)$ correspondants au l'ondelette.

On défini la suite de fonction $W_n(x)$, $n=0, 1, 2, 3, \dots$ par :

$$l \tag{IV.5}$$

$$W_{2n+1}(x) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^{2N-1} g(k)W_n(2x - k) \tag{IV.6}$$

Avec $W_0(x) = \Phi(x)$ est la fonction de la graduation et $W_1(x) = \Psi(x)$ est la fonction d'ondelette.

Par exemple pour l'ondelette de Haar :

$$N = 1, h(0) = h(1) = \frac{1}{\sqrt{2}} \text{ Et } g(0) = -g(1) = \frac{1}{\sqrt{2}}$$

Les équations deviennent :

$$W_{2n}(x) = W_n(2x) + W_n(2x - 1)$$

$$W_{2n+1}(x) = W_n(2x) - W_n(2x - 1)$$

IV.5.4 Organisation du paquet d'ondelettes

L'ensemble des fonctions $W_{j,n} = (W_{j,n,k}(x), k \in Z)$ est le paquet d'ondelettes (j, n) , pour les entiers positifs j et n . les paquets d'ondelettes sont organisés dans des arbres. L'arbre schématisé sur la figure (IV.9) est crée pour donner une décomposition de niveau maximum égale 3. Pour chaque valeur de j les valeurs possibles de n sont : $n=0, 1, 2, \dots, 2^j-1$. [12]

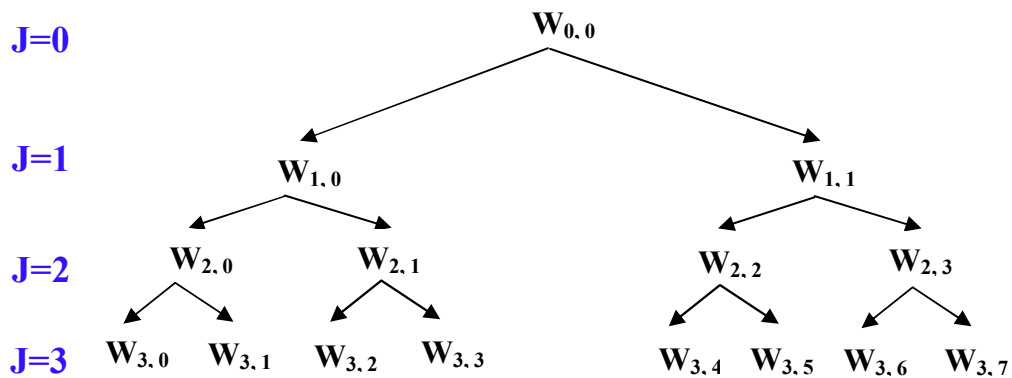


Figure IV.9 : Paquet d'ondelettes organisé dans un arbre avec j définit la profondeur et la fréquence n définit la position dans l'arbre.

IV.5.5 Décomposition du spectre des fréquences

On considère que le spectre du signal origine est limité par l'intervalle $[0 \text{ } 0.5\text{hz}]$, pour atteindre l'intervalle de basse fréquence $[0.04 \text{ } 0.15]$ utilisant paquet d'ondelette on s'arrête à niveau 4 à partir de niveau 0 (le signal origine) comme il est illustré sur le dessin ci-dessous

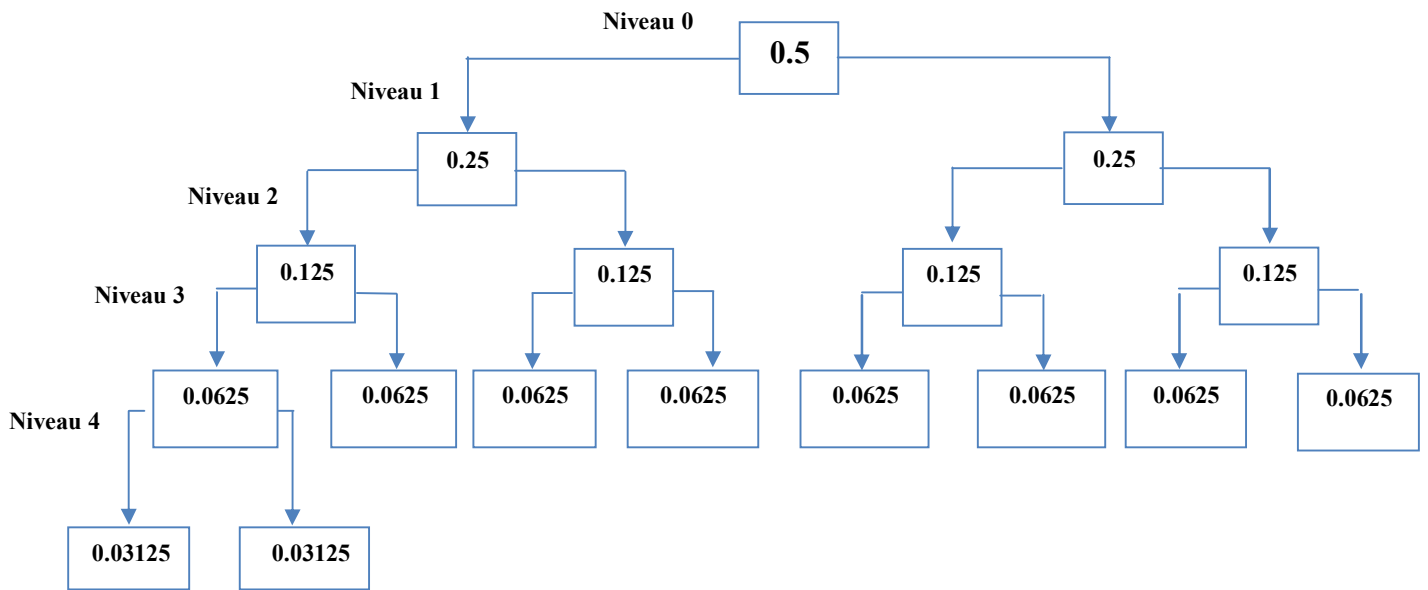


Figure IV.10 : l'arbre des niveaux de la décomposition du spectre des fréquences.

IV.5.6 Explication et constatation

Cette méthode est populaire dans la communauté scientifique car elle est relativement simple à effectuer grâce aux immenses possibilités de calculs offertes par les ordinateurs actuels. Appliqués au système cardio-vasculaire, les signaux laissent apparaître deux oscillations principales, la première, lente, d'une période d'environ 10 secondes (0,1 Hz), correspondant à l'onde de Mayer, et la seconde, plus rapide, synchronisée de la ventilation, dont la période se situe généralement dans des conditions de repos entre 12 et 18 cycles par minute (0,2 à 0,3 Hz).

Communément, les résultats de la littérature présentent les deux composants spectraux essentiels suivants :

- Les hautes fréquences (HF) entre 0,15 et 0,4 Hz. Elles sont un indicateur de l'activité parasympathique. Toutefois, les HF ne reflètent pas uniquement l'activité parasympathique dans le cas où l'activité respiratoire est inférieure à 0,15 Hz (9 cycles par minute) ce qui reste relativement peu fréquent.
- Les basses fréquences (LF) entre 0,04 et 0,15 Hz. Elles traduiraient principalement l'activité sympathique. Néanmoins, pour certains auteurs, elles représenteraient un amalgame d'activités sympathique et parasympathique contrôlant le nœud sinusal alors que pour d'autres, les LF ne refléteraient qu'une activité sympathique. Les oscillations de la fréquence cardiaque dans cette gamme de fréquence seraient liées à l'activité baroréflexe.

Après la décomposition du signal s ($s = o_1, \dots, o_5$ et y_1, \dots, y_5) niveau après niveau consécutivement par paquets d'ondelettes considérant le niveau 0 au signal original figure(IV.12) à la fréquence $f = 0.5\text{hz}$ jusqu'au le paquet de niveau qui contient le segment des basses fréquences $[0.04 \quad 0.15]$, figure (IV.13) représente les signaux du paquet voulu. Étape suivante on cherche dans les paquets d'ondelettes choisis les deux bandes celle de basses fréquences (LF) et celle de haute fréquences (HF), comme il est indiqué sur la figure (IV.14). Pour établir l'état du patient s'il est sympathique où parasympathique on calcule le rapport (LF/HF). La figure (IV.15) illustre les Périodegram correspondent les deux bandes de LF et HF, pour pouvoir constater géométriquement la densité de puissance spectrale (power spectral density PSD). Les deux droites en rouge montrent bien d'une manière asymptotique le niveau de la densité de puissance. Les figures (IV.36, IV.37, IV.38, IV.39, IV.40) correspond le signal y_1 représentent respectivement arbre de décomposition des paquets d'ondelettes, la représentation du signal original, les signaux des deux paquets qui contient les bandes LF et HF, la représentation de ces deux bandes et le graphe du périodegram de PSD. Ces deux exemples o_1 , y_1 correspondent deux cas différents sympathique et parasympathique. Le tableau (IV.1) ci-dessous récapitule les différentes résultats de tous les enregistrements de MIT BIH (Arrhythmia Data base) et défini l'état du patient examiné, si le rapport LF/HF est inférieur à 1 l'état dominant est sympathique si non l'état parasympathique. D'après ces résultats on peut constater que les jeunes sont plus tranquilles par rapport les vieux qui prouve ce que nous avons cité dans le chapitre (II.12) facteurs influençant sur l'HRV parmi les : l'âge et la fréquence cardiaque FC.

Il existe plusieurs méthodes pour calculer la puissance \mathbf{P} , permet les la loi ci-dessous :

$$P = (f.^2) / \text{length}(f) \quad (\text{IV.7})$$

f : la fréquence.

$\text{length}(f)$: la longueur de segment de f .

$P_1 = (lf.^2) / \text{length}(lf)$ (dépond de la fréquence lf).

$P_2 = (hf.^2) / \text{length}(hf)$ (dépond de la fréquence hf).

Le rapport lf/hf c'est le rapport P_1 / P_2 . Si on néglige le ratio $\text{length}(lf) / \text{length}(hf)$ (\approx même length), alors $P_1 / P_2 = (lf.^2) / (hf.^2) = (lf / hf).^2 \approx \text{norm}(lf / hf)$, (sa ce que j'ai utilisé comme différente méthode et elle me donné le même résultat).

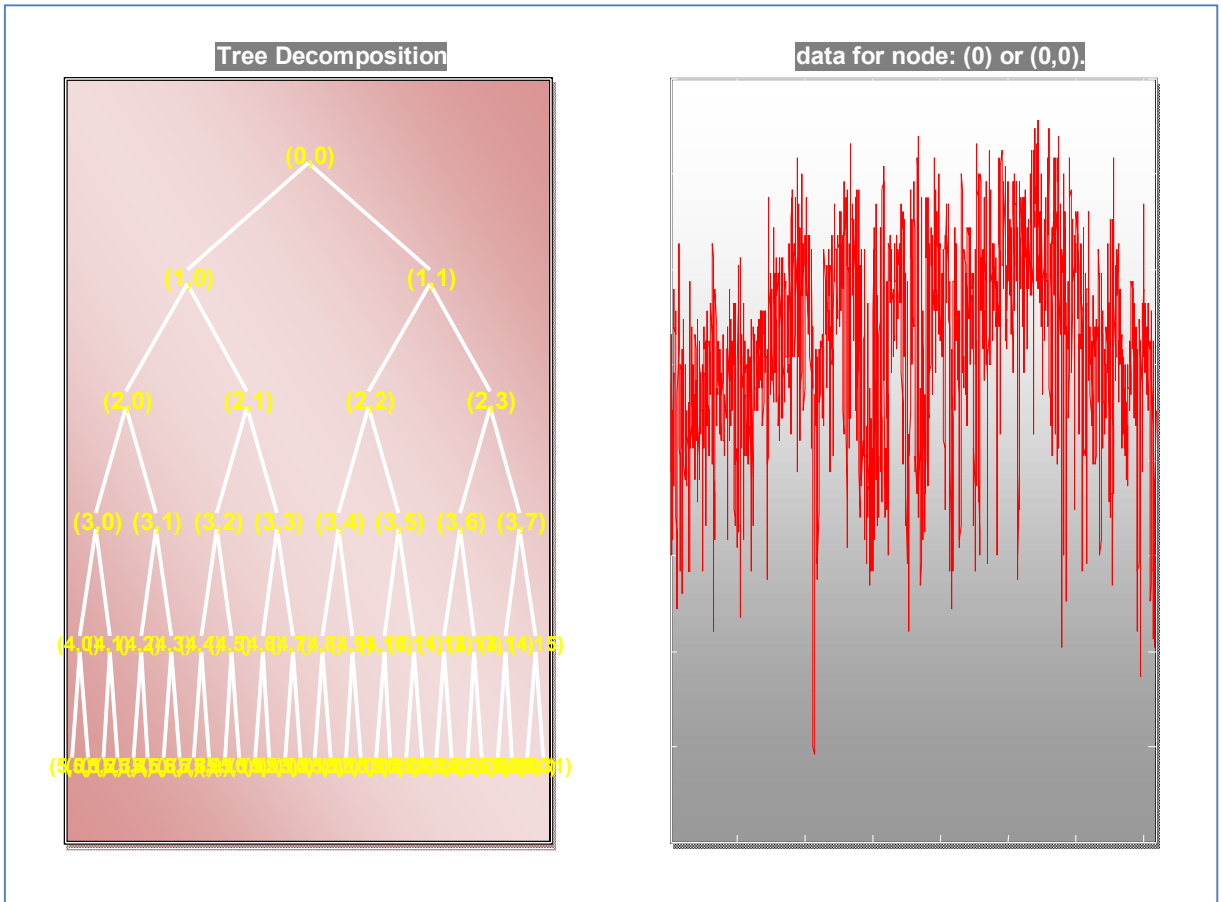


Figure IV.11 : Arbre des paquets d'ondelettes, (o1).

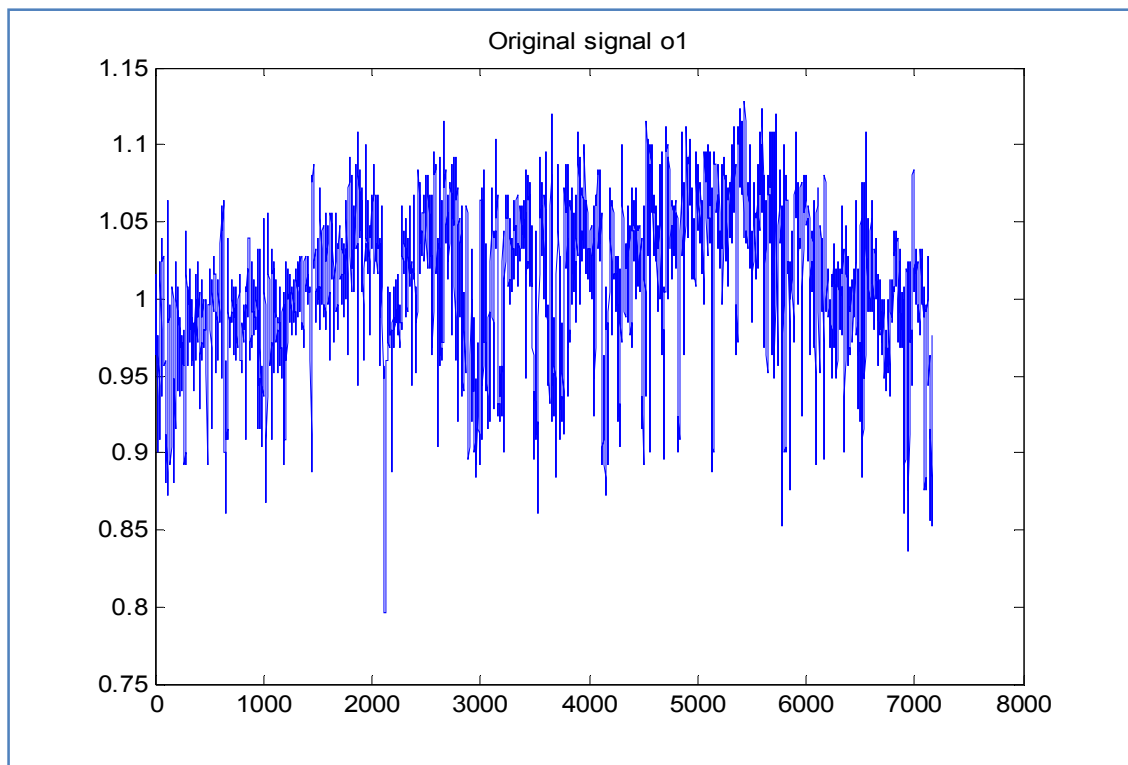


Figure IV.12 : Le signal original o1.

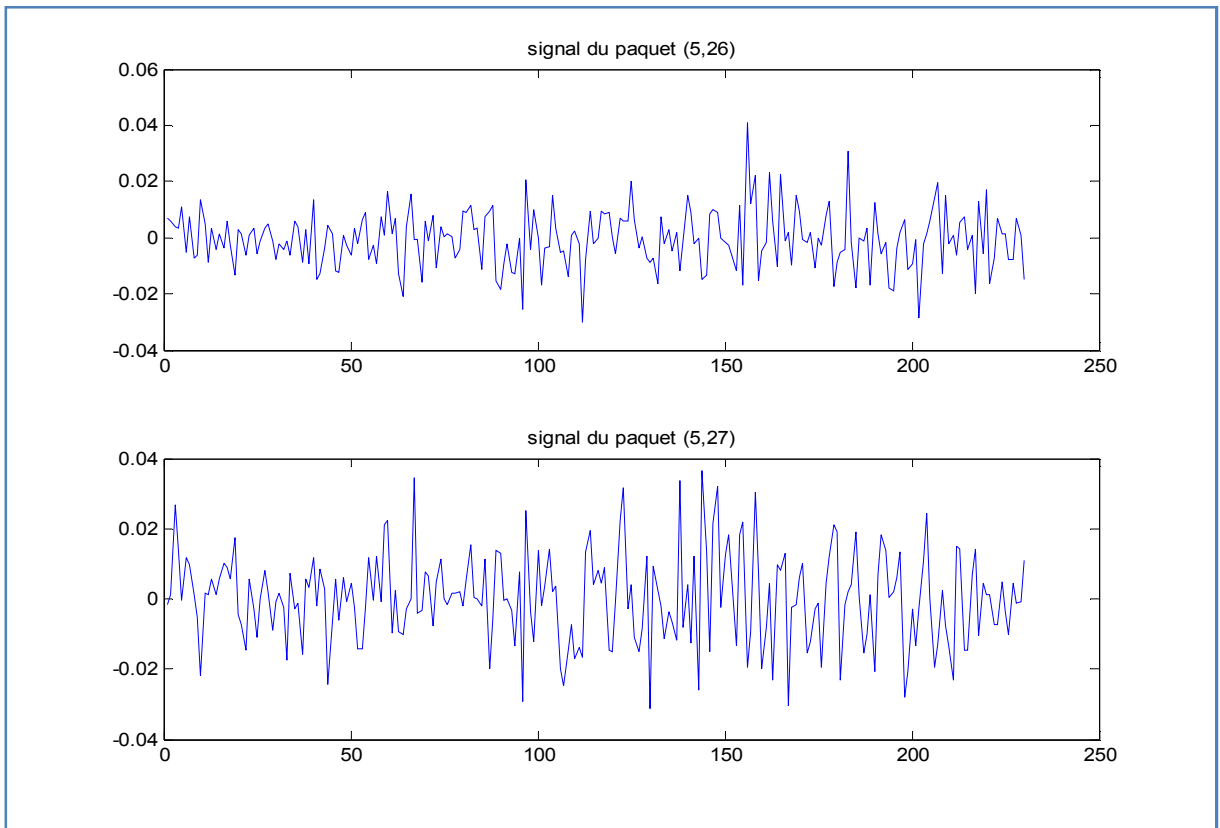


Figure IV.13 : Les deux signaux des de paquets (5,26) et (5,27).

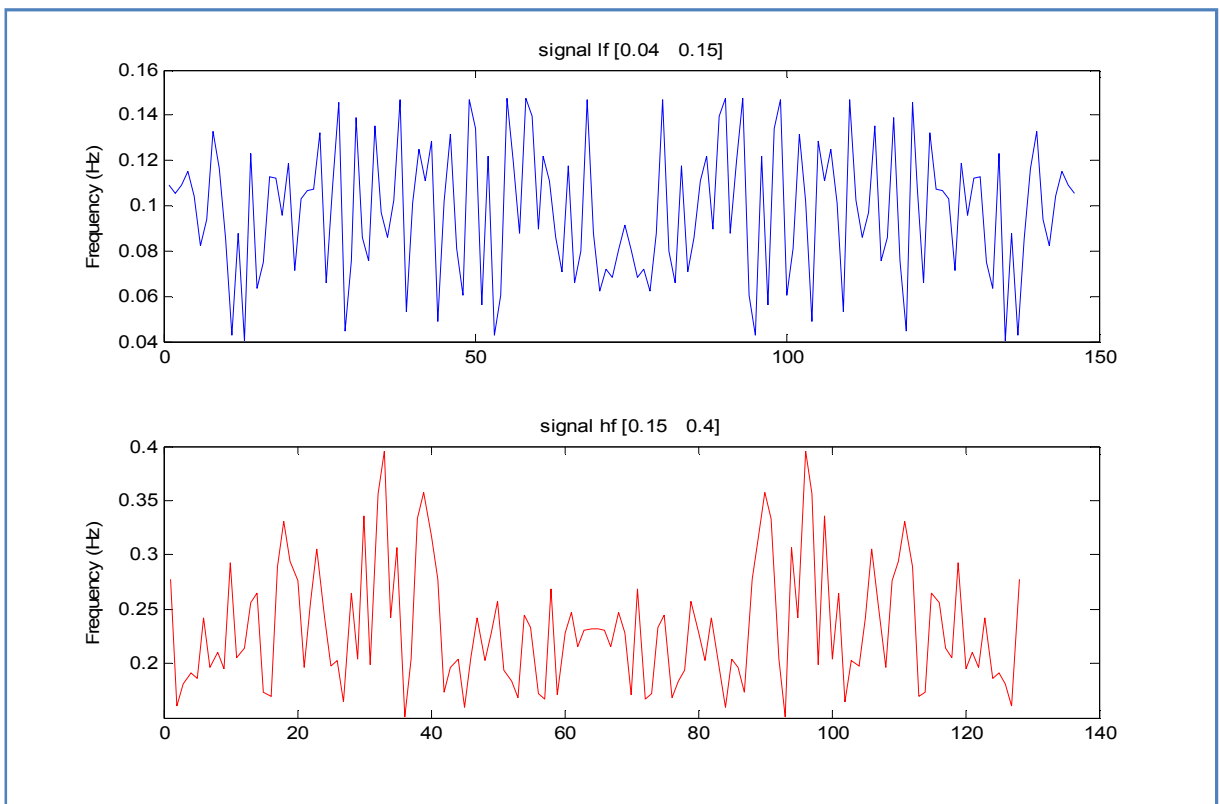


Figure IV.14 : Les deux signaux lf [0.04 0.15] ; hf [0.15 0.4].

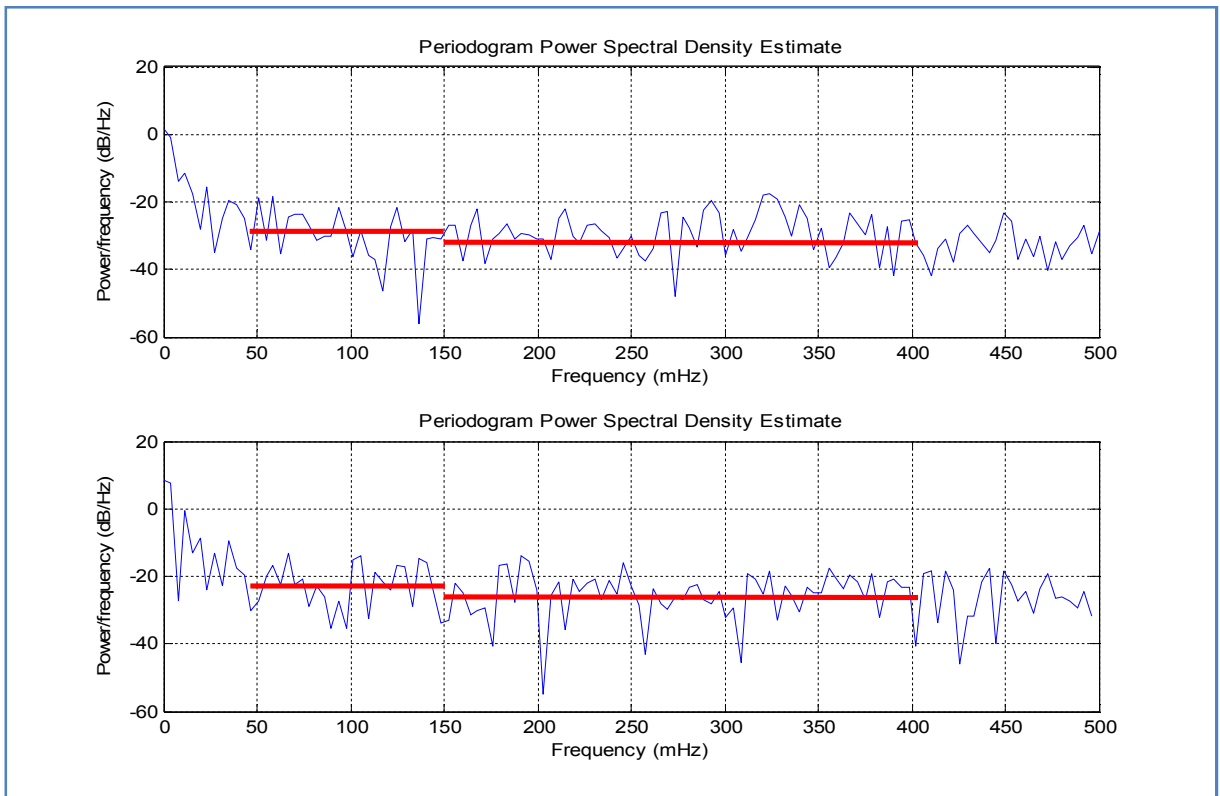


Figure IV.15 : Périodogram de la densité de puissance spectrale.

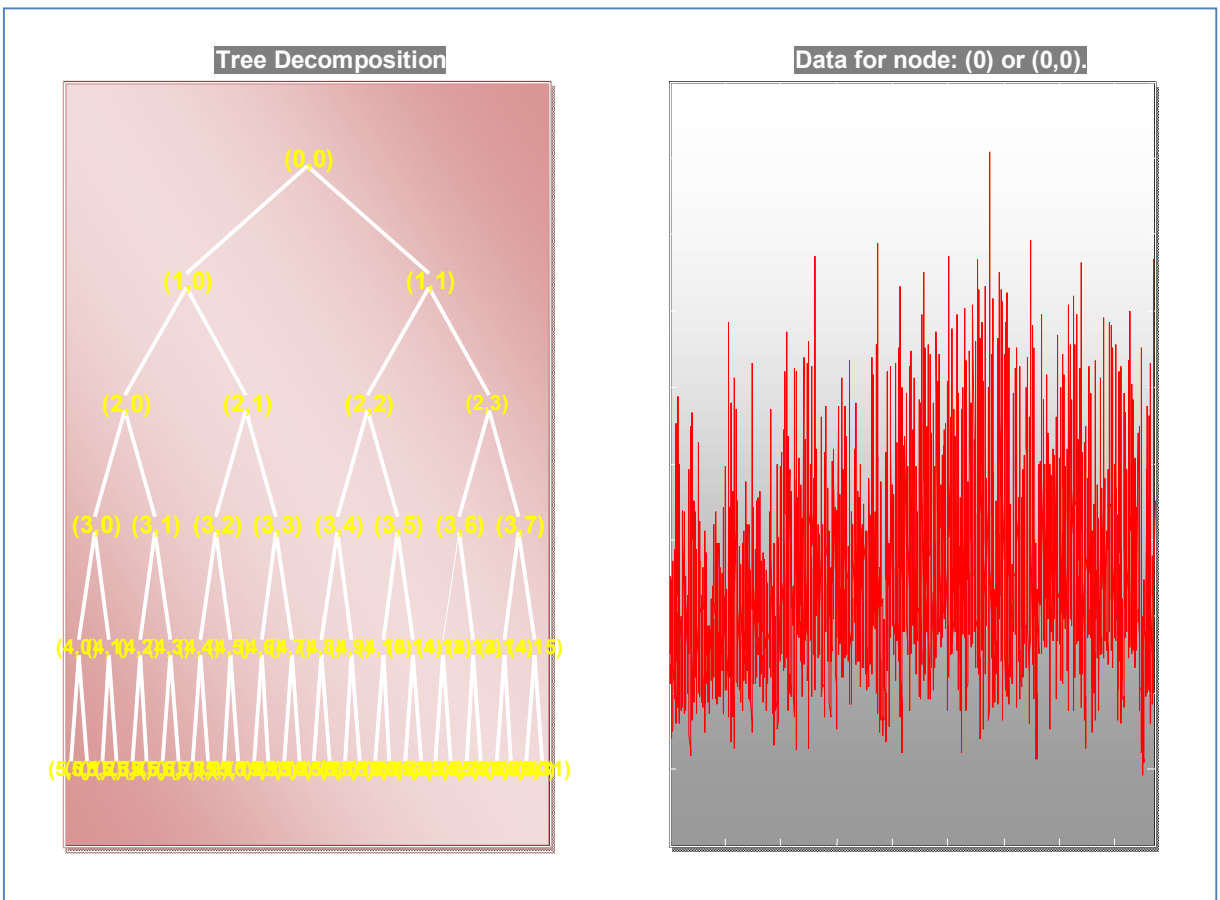


Figure IV.16 : Arbre des paquets d'ondelettes, (y1).

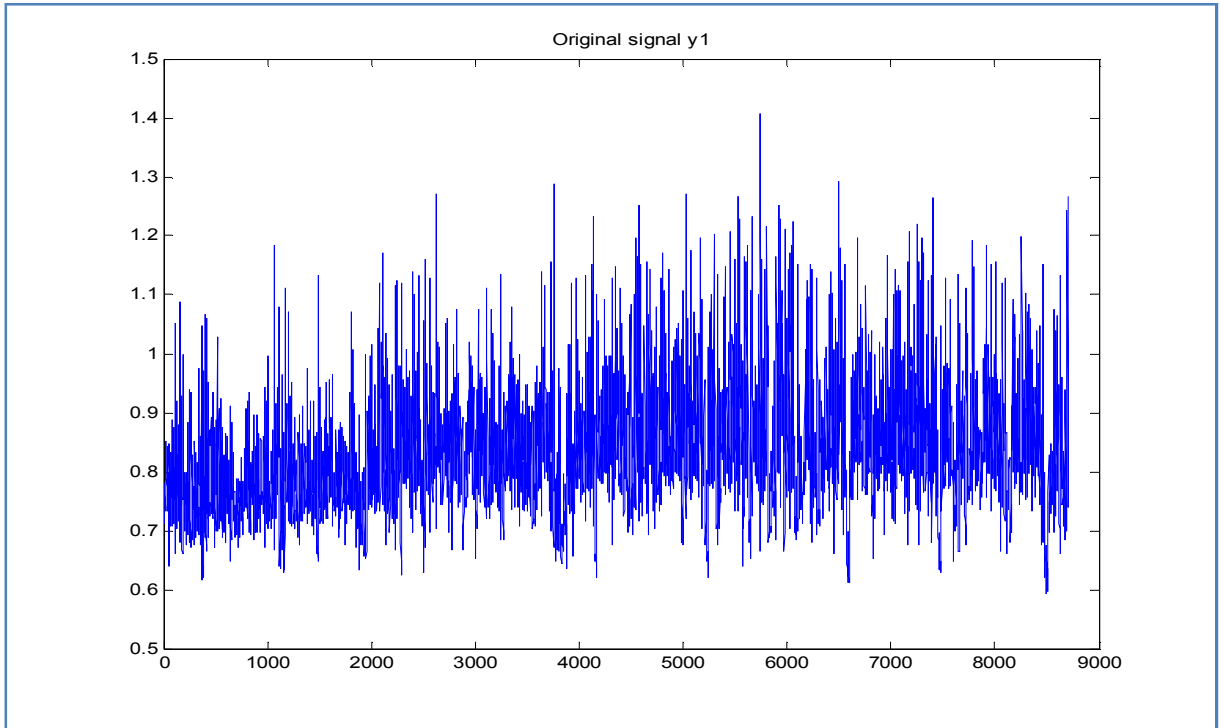


Figure IV.17 : Le signal original y1.

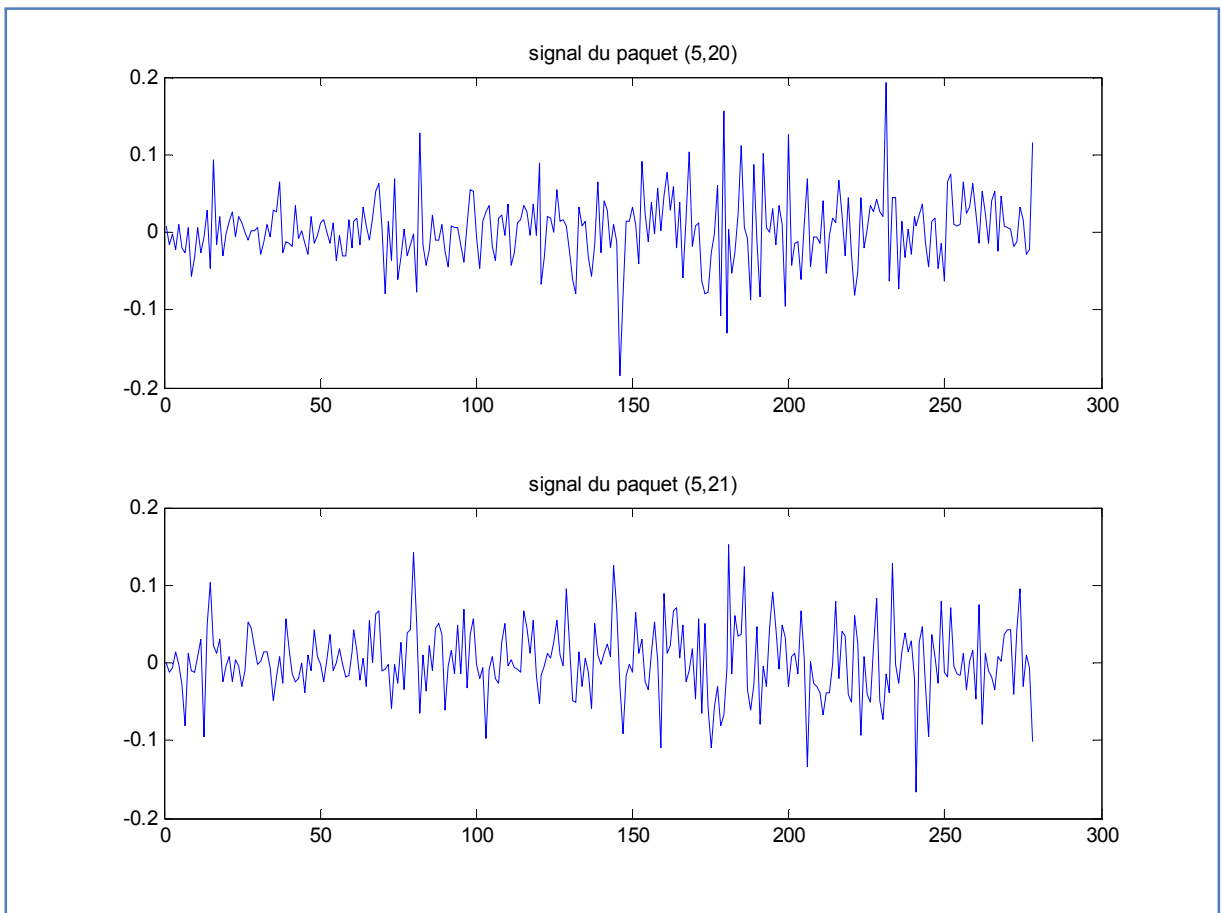


Figure IV.18 : Les deux signaux des de paquets (5,20) et (5,21).

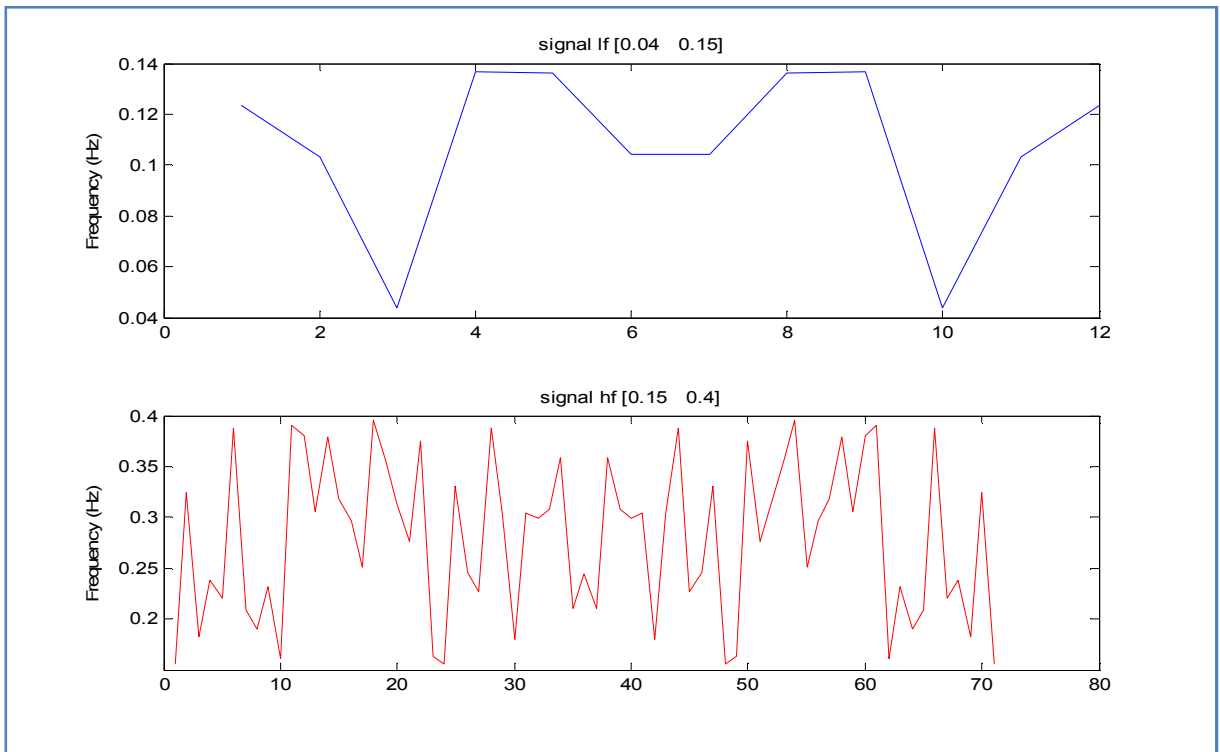


Figure IV.19 : Les deux signaux lf [0.04 0.15] ; hf [0.15 0.4].

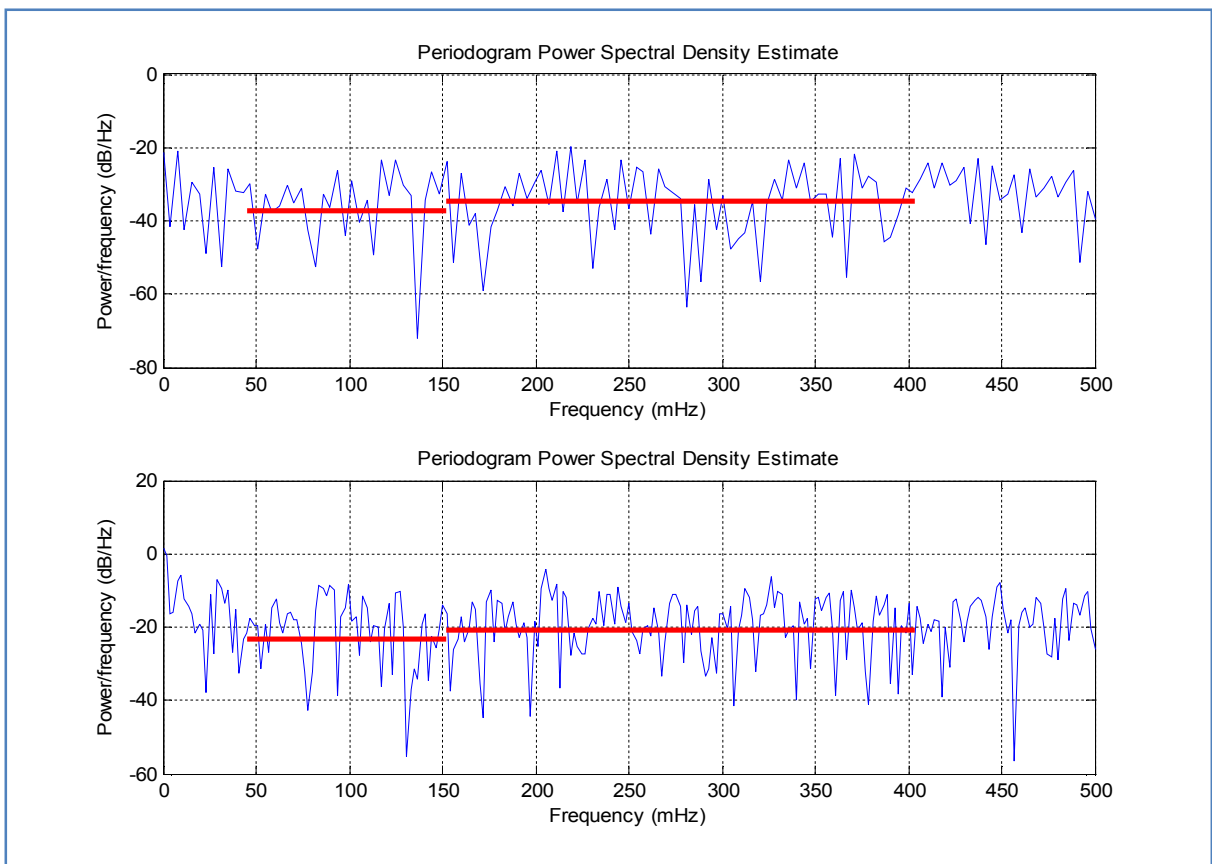


Figure IV.20 : Périodegram de la densité de puissance spectrale.

Datas	O1	O2	O3	O4	O5	Y1	Y2	Y3	Y4	Y5
Norm(α)	3.1221	2.7417	3.4447	1.9621	2.7103	0.9918	1.0959	2.5870	0.8156	1.8273
Etat	Sym	Sym	Sym	Sym	Sym	Para	Sym	Sym	Para	Sym

Avec $\alpha = LF/HF$

Tableau IV.1 : l'état humain examiné selon α .

Ce tableau regroupe les résultats calculés avec une méthode asymptotique de tous les signaux utilisés.

IV.6 Conclusion:

On a vu dans ce chapitre comment on décompose un signal par paquets d'ondelettes et extraire les bandes LF et HF au lieu d'utiliser le filtrage par des filtres passe bas et filtres passe haut qui demande une difficulté majeure et plusieurs d'expériences pour choisir leur coefficients. Les résultats obtenus confirment ce que nous avons trouvé précédemment par la méthode fft où autorégressif concernant l'état de patient avec légèrement différences comme le cas de y_2 . L'avantage de cette méthode, la simplicité de décomposer le signal pour trouver les deux bandes LF et HF, une possibilité de reconstruire le signal original à partir du paquet d'ondelette.

CHAPITRE V

Stationnarité & non stationnarité

Avec l'algorithme K-S.

V Algorithme K-S

V.1 Introduction

En statistiques, le test de Kolmogorov-Smirnov est un test d'hypothèse utilisé pour déterminer si un échantillon suit bien une loi donnée connue par sa fonction de répartition continue, ou bien si deux échantillons suivent la même loi. Si le test est nul alors les deux échantillons suivent la même loi, si le test est différent de zéro alors les deux échantillons sont différents.

Dans notre étude l'objectif d'utiliser ce test pour chercher la stationnarité.

V.2 Notions de stationnarité et non stationnarité des signaux

La non stationnarité est une non propriété [10]. Pour la définir, on va d'abord expliquer ce qu'est la stationnarité. La notion de stationnarité est reliée naturellement à celle de régime établi, de stabilité temporelle. La définition utilisée en théorie du signal formalise d'une certaine manière ces idées. Si on parle de signaux certains, on pourra dire d'eux qu'ils sont stationnaires s'ils peuvent se décomposer en une somme d'ondes sinusoïdales éternelles (on retrouve ici les modes de Fourier). Les signaux aléatoires stationnaires sont ceux pour lesquels il n'existe pas d'origine temporelle. Par conséquent, leurs propriétés statistiques (leurs moments) ne varient pas au cours du temps. La notion de non stationnarité concerne tout ce qui n'est pas stationnaire : les transitoires, lorsqu'on n'est pas encore parvenu à un régime permanent (par exemple, dans une voiture, phase d'accélération avant d'atteindre une vitesse stable), les ruptures, les modifications brutales et intempestives d'amplitude (par exemple, dans une voiture, panne de moteur, coup de frein brutal). La classe des signaux non stationnaires comprend une grande variété de signaux comme la sous classe des signaux modulés en fréquence appelés signaux FM [13],[14], et en particulier les signaux à phase polynomiale que l'on rencontre souvent en télécommunication, notamment dans les signaux de type radar ou sonar [15],[16]. Pour le traitement des signaux non stationnaires, au-delà des méthodes spectrales "classiques" adaptées aux situations stationnaires, la prise en compte explicite du temps comme paramètre de description est essentielle. Dans un contexte d'analyse spectrale, ceci a conduit naturellement au concept d'analyse temps-fréquence pour les signaux non stationnaires [10].

V.3 La fonction de répartition empirique

Ce test repose sur les propriétés des fonctions de répartition empiriques : si (x_1, x_2, \dots, x_n) est un échantillon de n variables aléatoires indépendantes à valeurs réelles, alors la fonction de répartition empirique de cet échantillon est définie par :

$$F_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_{x_i} \leq x \quad \text{avec} \quad \delta_{x_i} \leq x = \begin{cases} 1 & \text{si } x_i \leq x \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{V.1})$$

La fonction de répartition empirique est un processus qui prend ses valeurs dans l'espace des fonctions croissantes comprises entre 0 et 1. Grâce à ses propriétés, on a la convergence suivante :

$$P \left[\sup_x |F_n(x) - F(x)| > \frac{c}{\sqrt{n}} \right] \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \alpha(c) = 2 \sum_{r=1}^{\infty} -1^{r-1} \exp(-2r^2 c^2) \quad (\text{V.2})$$

Pour toute constante $c > 0$. Le terme $\alpha(c)$ vaut 0.05 pour $c = 1.36$. Remarquons que la limite à droite ne dépend pas de F . Cela découle du fait que $\sqrt{n}(F_n(x) - F(x))$ converge en loi vers un pont brownien changé de temps par l'inverse F^{-1} de F . La série $\alpha(c)$ se déduit des propriétés de ce dernier processus.

Il est ainsi facile de proposer un test d'hypothèse pour décider si un échantillon provient bien d'une loi donnée, ou si deux échantillons ont la même loi, lorsque leurs fonctions de répartitions sont continues.

Dans les statistiques, le test de Kolmogorov-Smirnov (test de K-S ou KS) est un test non paramétrique de l'égalité des distributions continues et unidimensionnelles de probabilité qui peuvent être employées pour comparer un échantillon à une distribution de probabilité de référence (test de K-S d'un-échantillon), ou pour comparer deux échantillons (test de K-S de deux échantillon). La statistique de Kolmogorov-Smirnov mesure une distance entre la fonction de distribution empirique de l'échantillon et la fonction de distribution cumulative de la distribution de référence, ou entre les fonctions de distribution empiriques de deux échantillons. La distribution nulle de cette statistique est calculée sous l'hypothèse nulle que les échantillons sont tirés de la même distribution (dans la caisse de deux échantillon) ou que l'échantillon est tiré de la distribution de référence (dans la caisse d'un échantillon). Dans chaque cas, les distributions considérées sous l'hypothèse nulle sont des distributions continues mais sont autrement sans restriction.

Le test de K-S de deux échantillon est l'une des méthodes non paramétriques les plus utiles et les plus générales pour comparer deux échantillons, car il est sensible aux

différences dans l'endroit et la forme des fonctions de distribution cumulatives empiriques des deux échantillons.

Le test de Kolmogorov-Smirnov peut être modifié pour servir de qualité du test d'ajustement. Dans le cas spécial de déterminer la normalité de la distribution, des échantillons sont normalisés et comparés à une distribution normale standard. C'est équivalent à placer le moyen et le désaccord de la distribution de référence égale aux évaluations d'échantillon, et on le sait que l'utilisation de ces derniers pour définir la distribution spécifique de référence change la distribution nulle de la statistique du test. Les diverses études ont constaté que, même sous cette forme corrigée, le test est moins puissant pour la normalité du test que le test ou l'Anderson-Chéri test. Cependant, d'autres essais ont leurs propres inconvénients. Par exemple l'essai de Shapiro-Wilk est connu pour ne pas fonctionner jaillissent avec beaucoup de cravates (beaucoup de valeurs identiques) [17].

V.3.1 Test de K-S d'un échantillon

$h = \text{kstest}(x)$ réalise un test de Kolmogorov-Smirnov pour comparer les valeurs dans le vecteur de données x à une distribution normale standard. Si l'hypothèse est nulle implique que x a une distribution normale standard. Si l'inverse x n'a pas cette distribution. Le résultat h est égale à 1 si le test rejette l'hypothèse nulle au niveau de signification de 5%, 0 autrement. Le test statistique k-s est la différence maximum entre les courbes.

Le test statistique est :

$$\max (|F(x) - G(x)|) \tag{V.3}$$

$F(x)$ est le cdf empirique et le $G(x)$ est la normale standard cdf.

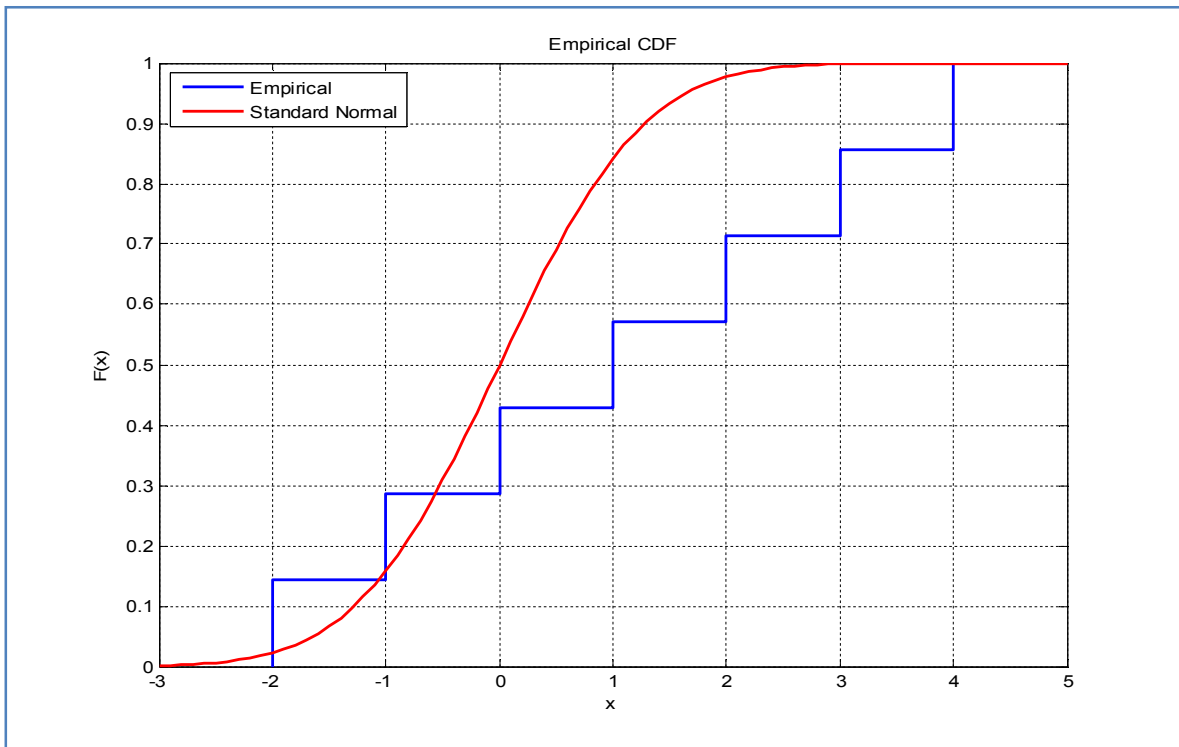


Figure V.1 : Test statistique k-s d'un échantillon.

V.3.2 Test de K-S de deux échantillons

$h = \text{kstest2}(x_1, x_2)$ réalise un essai de Kolmogorov-Smirnov de deux échantillon pour comparer les distributions des valeurs dans les deux vecteurs de données x_1 et x_2 . Si l'hypothèse est nulle alors que x_1 et x_2 sont de la même distribution continue. Si l'hypothèse alternative implique qu'ils sont de différentes distributions continues. Le résultat h est 1 si le test rejette l'hypothèse nulle au niveau de signification de 5% ; 0 autrement.

Le test statistique est :

$$\max (|F_1(x) - F_2(x)|) \tag{V.4}$$

$F_1(x)$ est la proportion de x_1 inférieur ou égal à x et $F_2(x)$ est la proportion de x_2 inférieur ou égal à x .

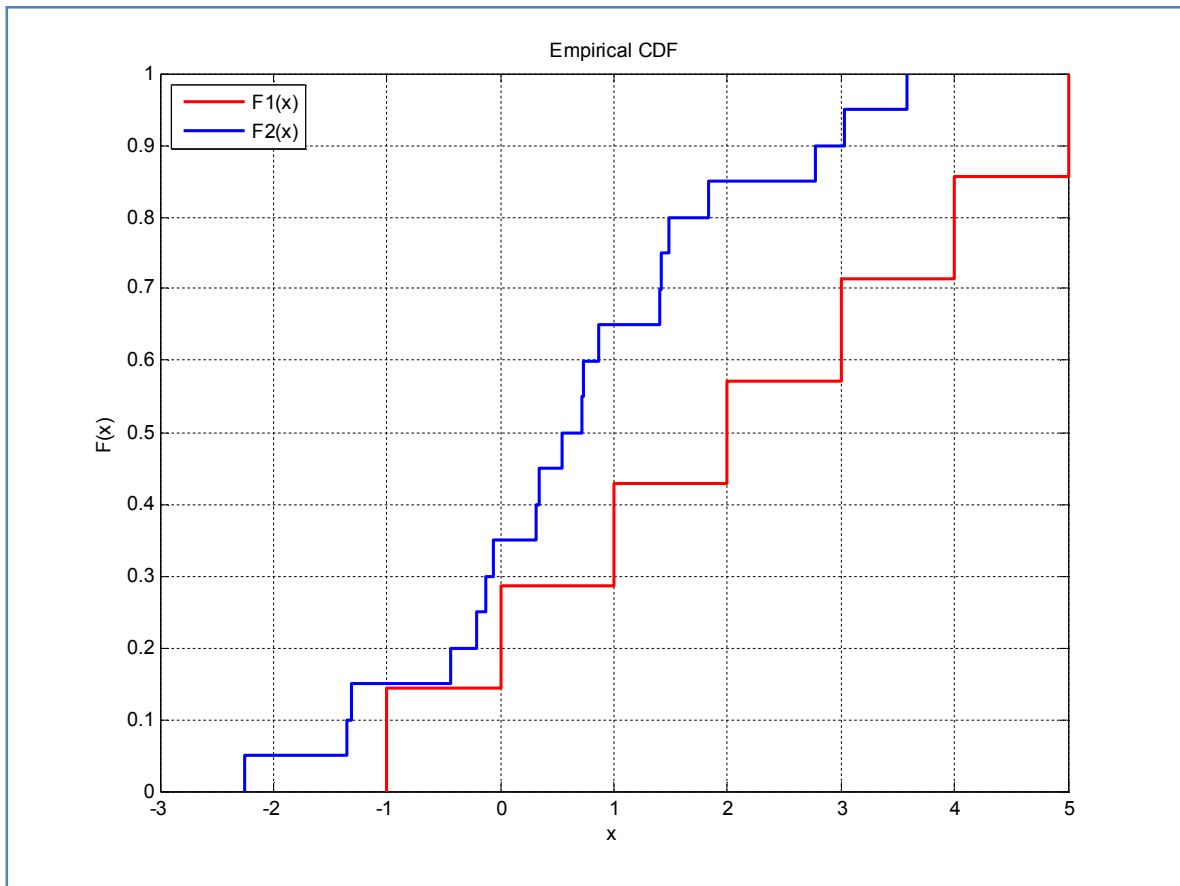


Figure V.2 : Test statistique k-s de deux échantillons.

V.4 Méthode appliquée

L'algorithme K-s test si le vecteur contient des valeurs qui suivent une loi bien définie comme la distribution continue, mais moi dans ce chapitre j'applique une méthode qui cherche des petits segments qui sont stationnaires, car le signal comme il est généralement n'est pas stationnaire pour cela on suit les étapes suivantes :

- a) On cherche le signal qui contient la bande LF et le signal qui contient la bande HF, utilisant ce que nous avons trouvé dans le chapitre 4 par paquets d'ondelettes pour trouver les deux paquets correspondants.
- b) Décomposer ces signaux à des petits segments stationnaires.
- c) Calculer la variance et la moyenne de chaque petit segment.
- d) Reconstruire le signal à partir de cette variance et la moyenne.
- e) On compare les deux signaux (avant et après la segmentation), s'ils sont un peu identiques avec une différence Δ bien sûr, car le signal reconstruit avec un bruit on garde cette segmentation, si non, on cherche une autre, en minimisant la longueur du segment. A ce moment on peut dire que le signal reconstruit suit une loi

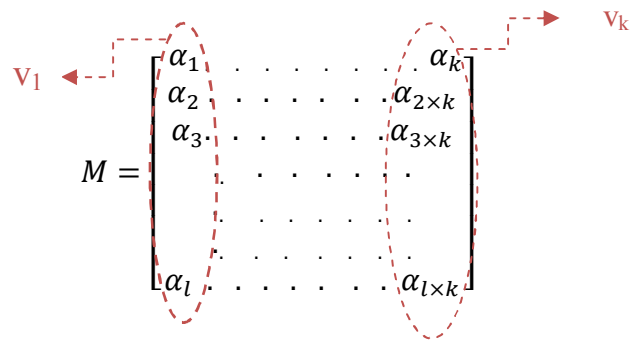
gaussienne, (exemple bruit blanc) sa veut dire que la variance est elle-même la densité de puissance spectrale (PSD).

- f) On passe à la segmentation irrégulière assemblant les segments qui ont à peu près la même moyenne et la variance pour réduire le nombre des segments.

Exemple simplifier représente la procédure :

On prend un vecteur V de taille N on le décompose à des petits segments v de taille l placé dans une matrice M de taille l×k (l nombre de ligne, k nombre de colonne)

$$V = [\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3 \dots \alpha_{N-1}, \alpha_N].$$



Pour le signal O1 on a deux paquets (5, 26) contient lf et (5, 27) contient hf illustré sur la figure (V.3). Les deux figures (V.4, V.5) représentent la superposition des signaux lf avec lfr et hf avec hfr tel que lfr et hfr représentent leurs reconstitutions.

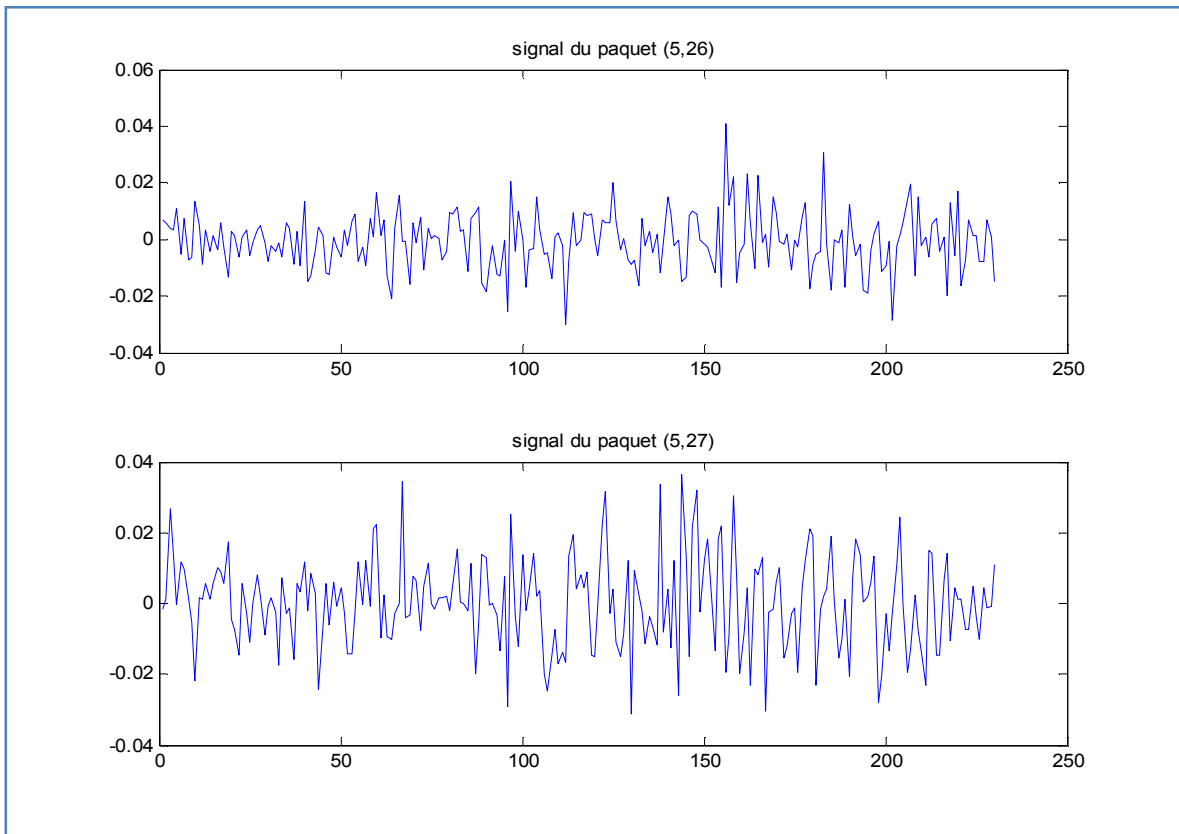


Figure V.3 : Les deux signaux lf et hf des paquets (5, 26) et (5, 27).

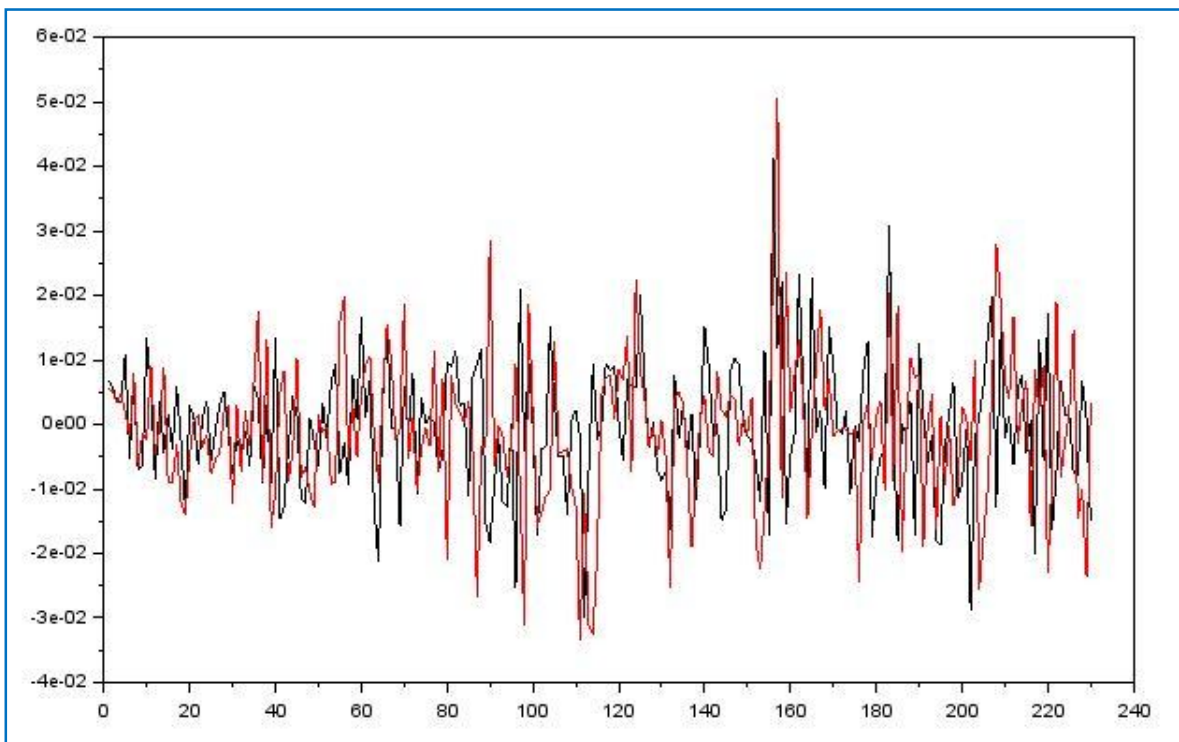


Figure V.4 : La superposition des deux signaux lf et lfr.

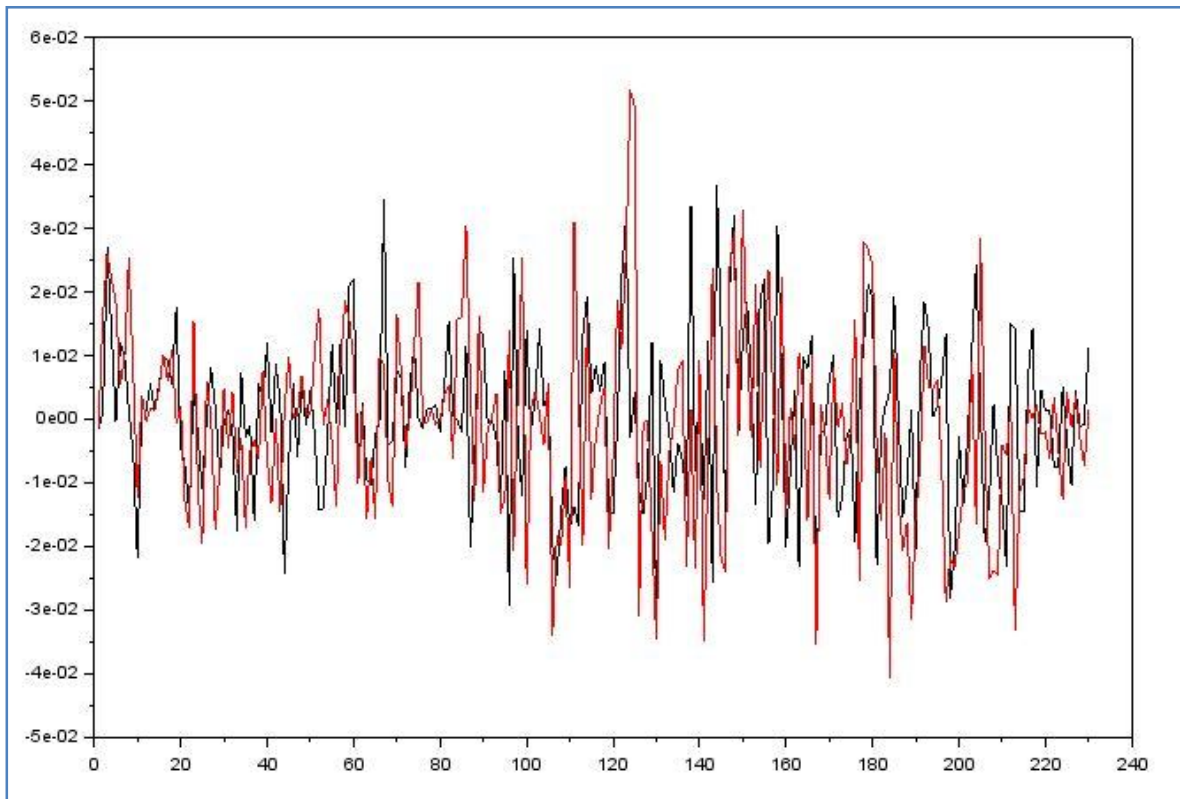


Figure V.5 : La superposition des deux signaux hf et hfr.

D'après les graphes on voit bien que la grande partie des deux signaux sont confondus. On calcule la variance des petits vecteurs v_1, v_2, \dots, v_k du vecteur lf et également la variance des petits vecteurs du vecteur hf. Après, effectuant le rapport entre chaque variance du vecteur lf sur celle de hf. Si le rapport est supérieur à 1 c'est l'état parasympathique, si le rapport est inférieur à 1 c'est l'état sympathique.

Dans cet exemple on a décomposé les vecteurs lf et hf sur dix petits vecteurs, l'état du patient dépend du rapport des variances. On appelle $\sigma_1 \dots \sigma_k$ les variances des vecteurs $v_1 \dots v_k$ du vecteur lf et les variances $\sigma'_1 \dots \sigma'_k$ des vecteurs $v'_1 \dots v'_k$ du vecteur hf.

variances	σ_1	σ_2	σ_3	σ_4	σ_5	σ_6	σ_7	σ_8	σ_9	σ_{10}
$V_1 \dots V_{10}$ $(\sigma) \times 10^{-3}$	0.0520	0.1377	0.0864	0.0964	0.1145	0.1478	0.0976	0.0892	0.0961	0.1090
variances	σ'_1	σ'_2	σ'_3	σ'_4	σ'_5	σ'_6	σ'_7	σ'_8	σ'_9	σ'_{10}
$V'_1 \dots V'_{10}$ $(\sigma') \times 10^{-3}$	0.1054	0.1200	0.2227	0.1919	0.0766	0.1516	0.2828	0.2116	0.1242	0.2168
σ/σ'	0.4934	1.1474	0.3879	0.5023	1.4958	0.9752	0.3450	0.4216	0.7736	0.5031
Etat du Patient	Para-sym	sym	Para-sym	Para-sym	Sym	Para-sym	Para-sym	Para-sym	Para-sym	Para-sym

Tableau V.1 : l'état humain examiné selon σ/σ' .

D'après ce tableau on peut bien distinguer l'état physiologique dominant dans chaque petit segment, mais ce n'est pas toujours le cas de trouver des segments réguliers stationnaires, pour cela, on suit l'algorithme suivant :

V.5 Algorithme de segmentation

Cet algorithme ci-dessous permet de présenter le chemin à suivre pour segmenter de manière régulière et irrégulière notre signal original.

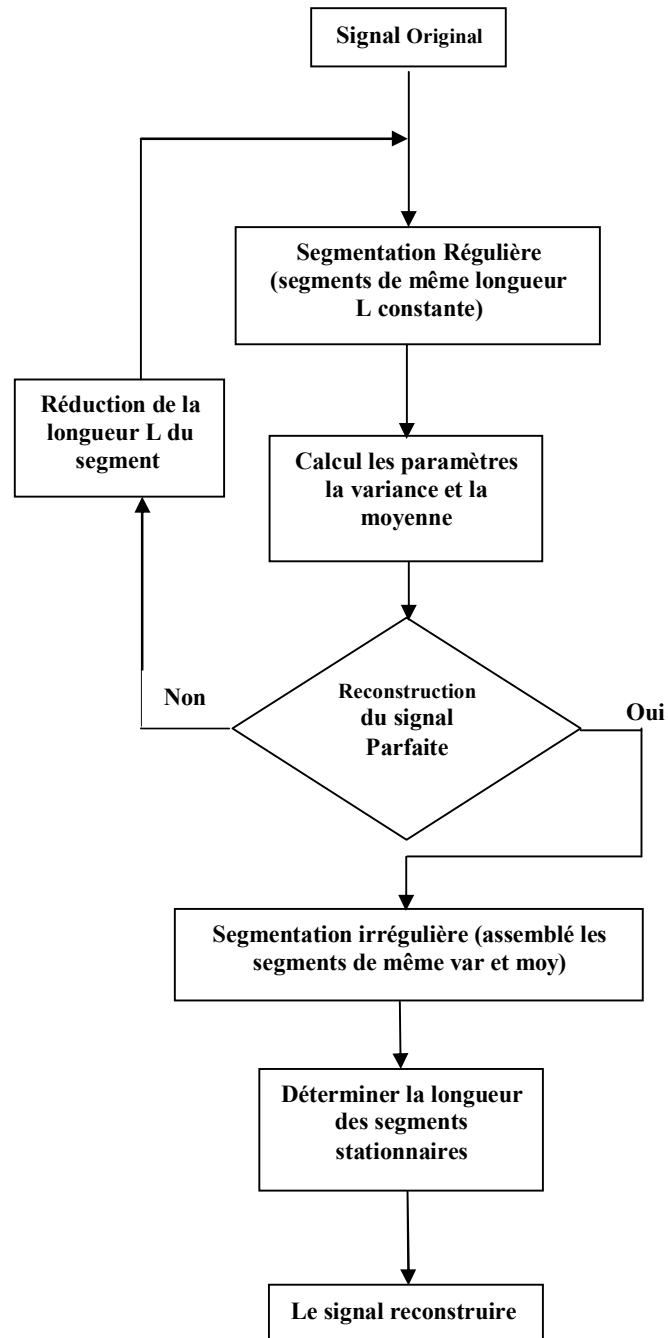


Figure V.6 : Algorithme de segmentation

D'après cet algorithme on décompose le signal sur des petits segments de même longueur L et calcule la variance et la moyenne, après on reconstitue le signal, si ce dernier est à peu près identique au signal original on assemble les segments de même variance et moyenne, ce qu'on appelle segmentation irrégulière et on détermine la longueur de chaque nouveau segment. Si non on réduit la longueur L et suit la même procédure. A la fin on reconstitue le signal.

Pour confirmer les résultats précédents par les autres méthodes, autorégressif et paquet d'ondelette, on exécute le programme pour tous les autres signaux de la base de données. On désigne par lf_x et lf_{xr} la bande basse fréquence du signal original et celle du signal reconstitué avec $x = \{O_1, O_2, \dots, O_5; y_1, y_2, \dots, y_5\}$ tel que O signifie (old man) et y signifie (young man) et par hf_x , hf_{xr} la bande haute fréquence du signal original et celle du signal reconstitué. La bande qui a le moins de segment stationnaire son état correspondant est dominante, sachant que la bande lf correspond à l'état sympathique et la bande hf correspond à l'état para-sympathique. Le tableau ci-dessous récapitule les états des dix signaux de la base de données. Les deux figures V.6 et V.7 montrent la superposition des deux signaux, original et reconstitué de chaque bande, lf et hf à pour but de voir la ressemblance à un certain niveau, surtout pour la forme du signal, n'oublions pas que le signal reconstruit est bruité qui implique une petite déformation.

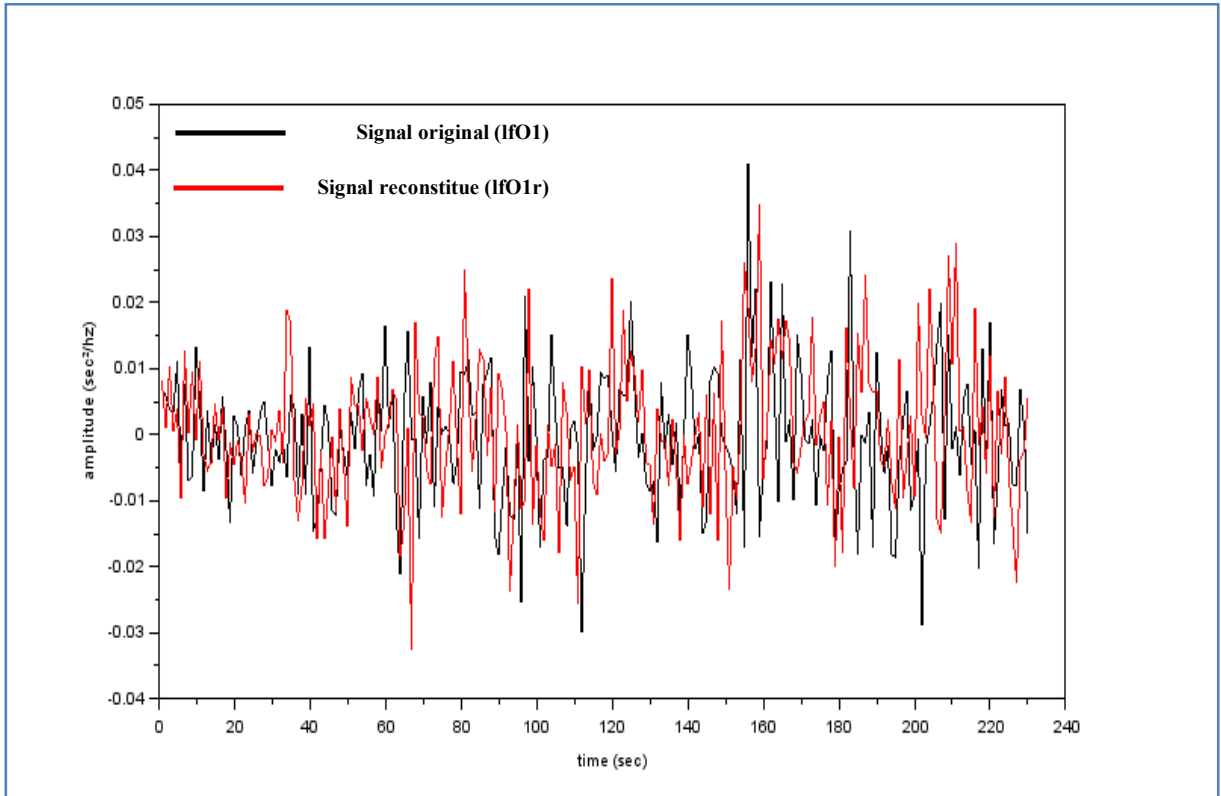


Figure V.7 : La superposition des deux signaux lfO1, lfO1r

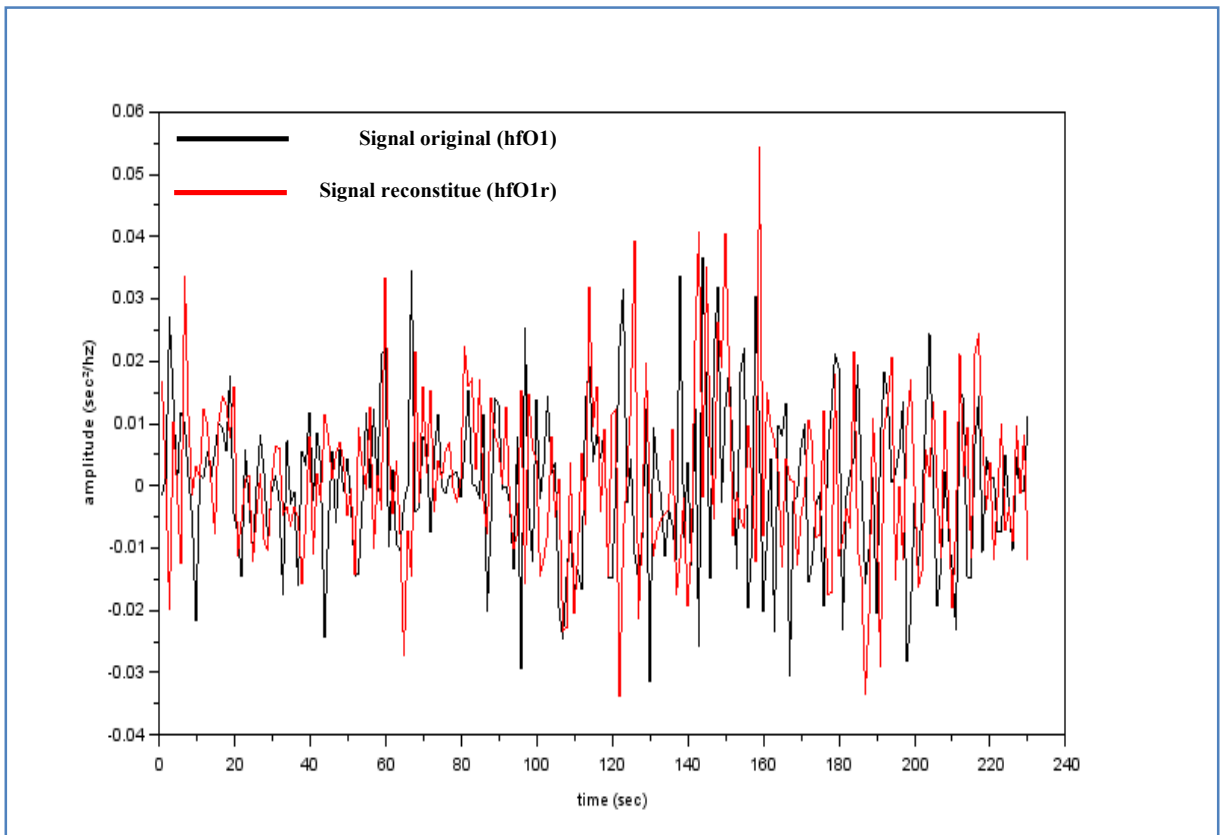


Figure V.8 : La superposition des deux signaux hfO1, hfO1r

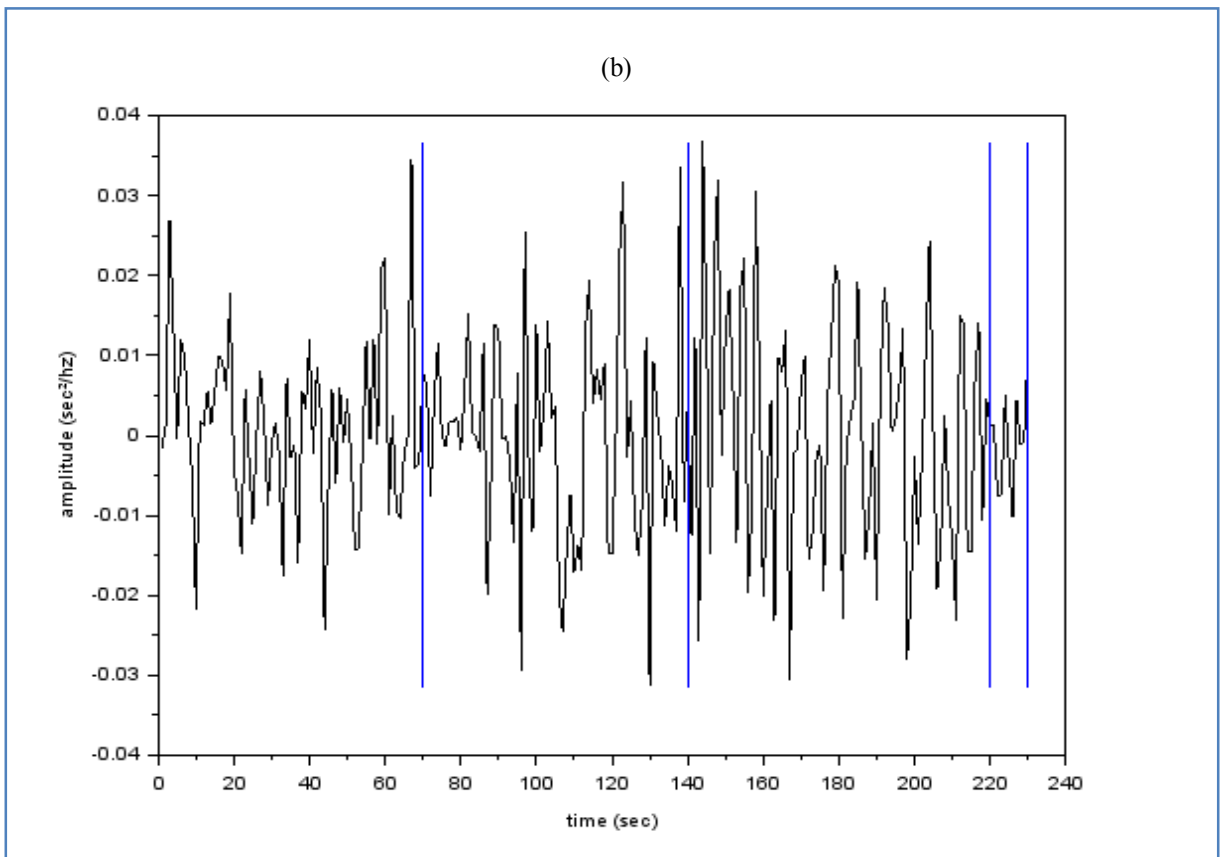
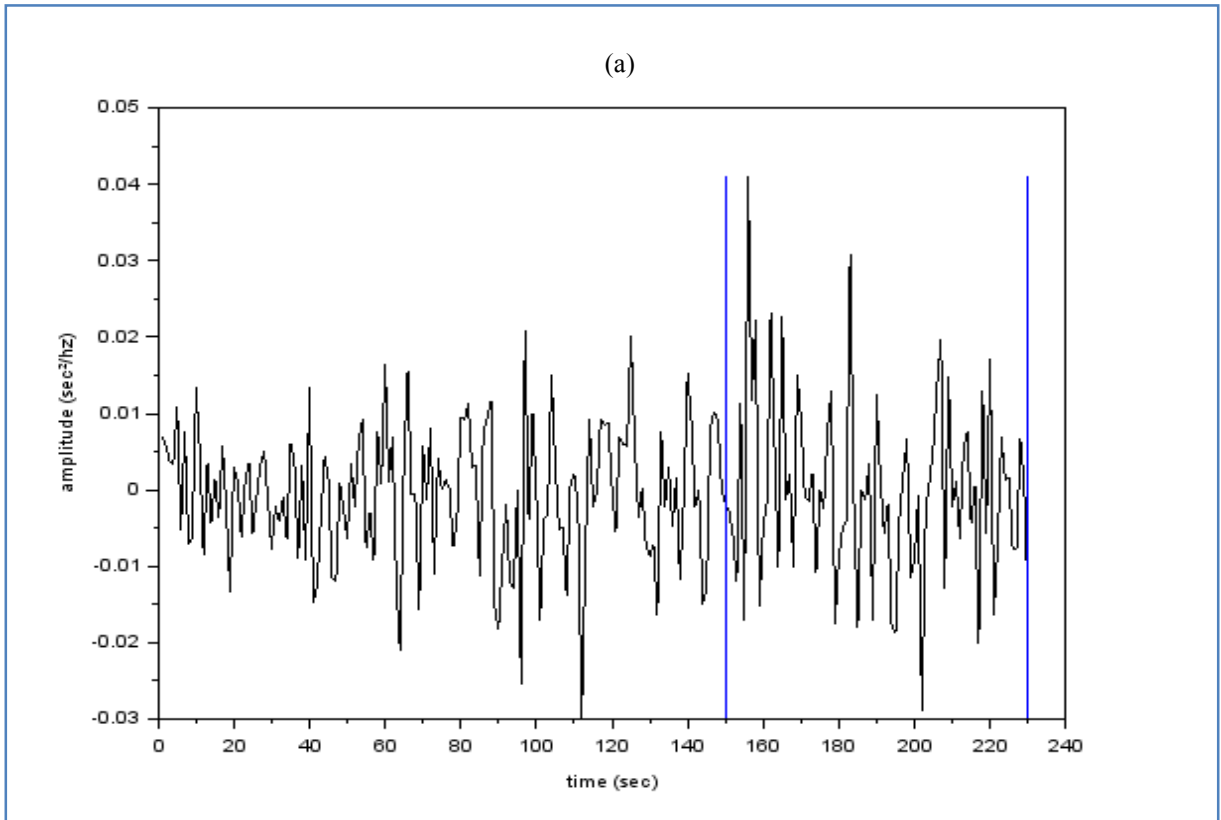


Figure V.9 : La segmentation des deux bandes(a) lfO1 et (b) hfO1

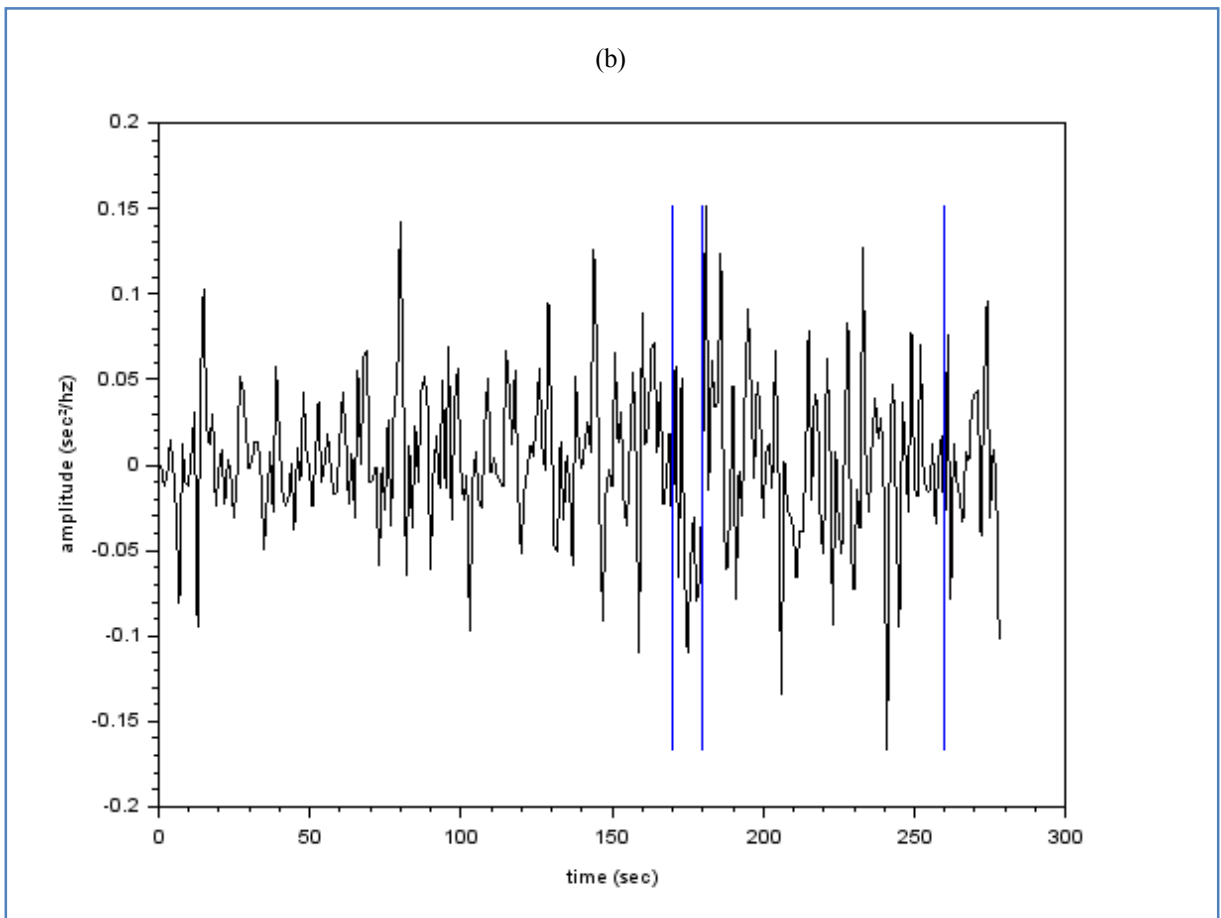
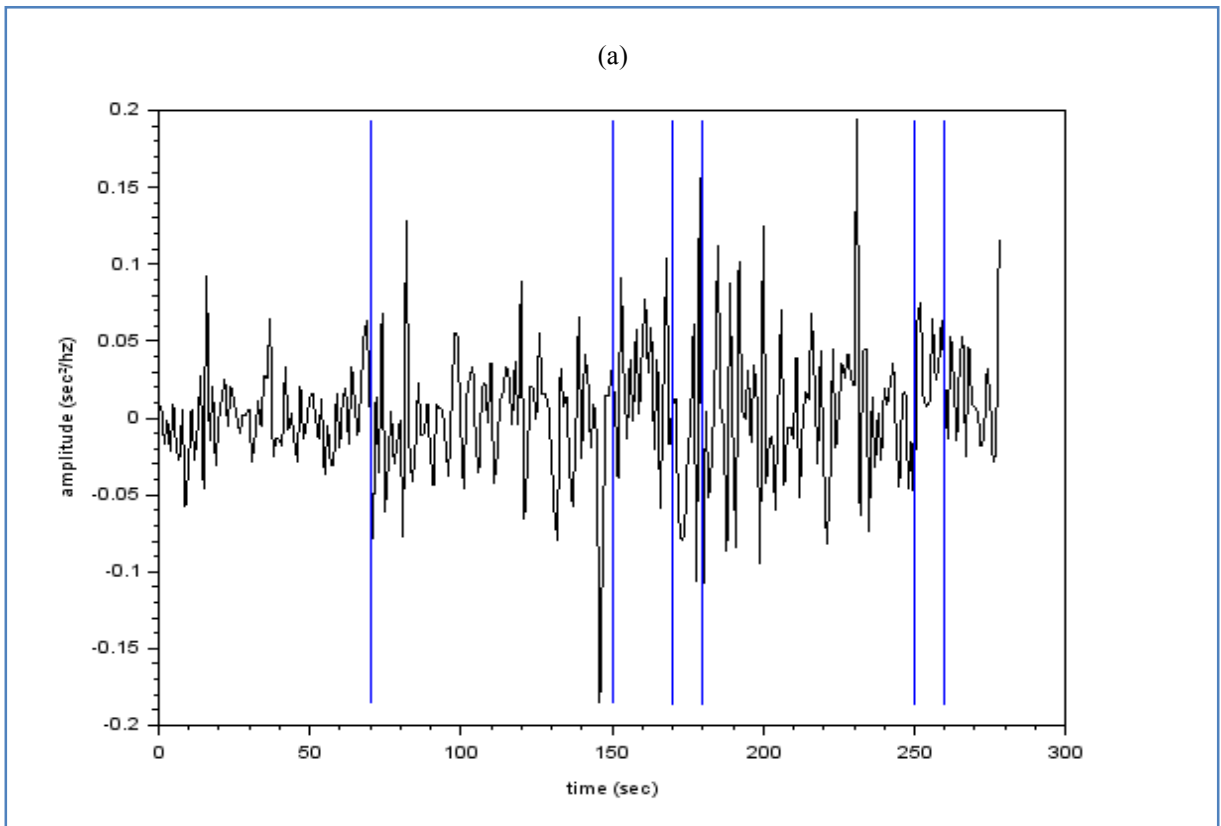


Figure V.10 : La segmentation des deux bandes (a)lfyl et (b) hfyl

signal	Nombre de segment lf	Nombre de segment hf	La balance
O1	2	4	sympathique
O2	3	5	sympathique
O3	4	7	sympathique
O4	6	8	sympathique
O5	3	5	sympathique
Y1	6	3	Para sympathique
Y2	3	3	Equilibré
Y3	6	9	sympathique
Y4	8	4	Para sympathique
Y5	7	12	sympathique

Tableau V.2 : récapitulatif de la balance sympatho-vagale.

On constat bien d'après ces résultats qui confirment affirmativement les résultats trouvés ultérieurement par d'autres méthodes, ce qui donne une puissance à cet algorithme de segmentation.

V.6 Conclusion

Le but de segmentation c'est de savoir les différentes perturbations gênantes sur le patient au cours de son état et surtout l'état sympathique qui reflète l'état normal d'un être humain et de nous amener les phénomènes influencés pendant toute la durée du teste. Pour cela on cherche tous les segments stationnaires du signal lf et du signal hf, si le nombre des segments est important par rapport au signal à ce moment on peut conclure l'état physiologique.

CONCLUSION GENERALE

Dans le cadre de l'étude de l'équilibre sympatho-vagale des arythmies cardiaques, nous avons utilisé paquets d'ondelettes, Algorithme K-S et modèle autorégressif. Les signaux cardiovasculaires sont, en général, quasi-périodiques avec une période qui n'est pas strictement constante. Ces variations sont dues à l'action du système nerveux autonome (SNA). Le problème confronté est le non stationnarité du signal HRV (variabilité du rythme cardiaque) en raison de l'état instable du comportement sympathique et parasympathique. Pour résoudre ce problème on étudiera l'équilibre sympatho-vagale exprimé par le rapport de la densité spectrale dans la bande des basses fréquences sur celle des hautes fréquences noté LF/HF en appliquant différentes méthodes ; paquets d'ondelettes, Algorithme K-S et modèle autorégressif afin d'extraire des informations utiles sur l'état de l'individu en particulier son état physiologique qui peut être déterminé dans les bandes des fréquences LF et HF. Il faut noter que cette étude est avantageuse, non seulement dans le cadre de la classification des arythmies cardiaques. Mais plus généralement, dans le cadre d'optimisation l'état sympatho-vagale de l'individu.

L'étude que nous avons faite a été testée sur les enregistrements de MIT BIH Arrhythmia Database. Pour l'identification des paramètres du signal ECG, on a présenté comment peut on extraire les différentes ondes P, Q, R, S et T, plus particulièrement l'intervalle RR qui définissent la fréquence cardiaque.

Ce travail a ouvert des nouvelles perspectives dans le domaine de traitement des signaux physiologiques et plus particulièrement la classification des signaux ECG. Cependant, il reste encore des points à étudier et à développer plus profondément :

- *Algorithme de détection* : étude de nouvelles méthodes d'extraction des paramètres du signal ECG et utiliser des algorithmes plus performants et qui présentent l'avantage de la détection en temps réel.
- *Type de réseau de neurones* : étude des différents types de réseaux de neurones avec la possibilité d'utiliser d'autres techniques utilisées pour l'amélioration des performances du réseau comme par exemples : les algorithmes génétiques, le recuit simulé, etc.

- *Méthode d'apprentissage* : lancer l'apprentissage en utilisant les différentes méthodes existantes et comparer leurs performances.
- *Méthode de compression et réduction des paramètres* : ce point est très important dans la conception des classificateurs, donc une étude détaillée des différentes techniques utilisées dans la réduction des nombres de variables d'entrée de classificateur est souhaitable.

Bibliographie

- [1] Sara. W ‘Segmentation de l’intervalle RT et description par analyse factorielle de la variabilité de la fréquence cardiaque et de la repolarisation ventriculaire’, Université de Rennes1, P 5-8,10-19.
- [2] Bull. A. Natle M ‘Variabilité de la fréquence cardiaque : un marqueur de risque cardiométabolique en santé publique’, article 197, n°1, 175-186, séance du 22 janvier 2013.
- [3] Thomas. L. ‘Intérêt de la variabilité de la fréquence cardiaque dans les dysautonomies’ Thèse doctorat université de Grenoble. P 26
- [4] Shaikh Al Arab.A ‘Intérêt de la variabilité du rythme cardiaque comme marqueur de risque’ Thèse doctorat université du droit et de la santé de Lille II. P 5-8,9-12,14-19,22-25,29-30.
- [5] Servant. D, Logier. R, Mouster. Y, Goudemend. M ‘Heart rate variability. Application in psychiatry’ article de journal encep 2008.06.016
- [6] Bastien.S ‘Etude ergonomique des processus de fatigue en milieu maritime : analyse comparée de situations professionnelles distinguées’ thèse doctorat université d’Orléans. P 84
- [7] Jan H. Houtveen and Peter C.M.Molenaar ‘Comparison between the Fourier and wavelet methods of spectral analysis applied to stationary and nonstationary heart period data’ university of Utrecht and university of Amsterdam. P 729
- [8] Mika P. Tarvainen ‘Guide de kubios’ Université de Eastern Finland. P 10 -17
- [9] Lyonnet. A and Gardey. M ‘Les ondelettes’. P12-16, P 18
- [10] Said. A ‘Time-frequency analysis by the S transform and interpretation of the laser Doppler flowmetry signals’ clinic diagnosis applications. P 63
- [11] Daubechies. I ‘The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis’. IEEE Trans. on Information Theory, Vol. 36, No. 5, 1990.P42

[12] Abdourrahmane. M. A “Analyse en Ondelettes et par Paquet d’Ondeletes de Processus Aléatoires Stationnaires et Application à l’Estimation Non Paramétrique” université de Rennes 2. P 14

[13] Amin. M “Time-Frequency Signal Analysis: Methods and Applications”, 1992.

[14] Flandrin.P “Temps-fréquences”. Paris, 1993.

[15] Cohen. L “Time-frequency Analysis. Prentice-Hall”, 1995.

[16] Ouldali. A “Modélisation statistique et identification des signaux FM à phase polynomiale. PhD thesis, LSS, Supelec”, Université de Paris XI, France, 1999.

[17] Boashash. B “Time Frequency Signal Analysis and Processing. Prentice-Hall”, 2002.