

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITE ABDELHAMID IBN BADIS DE MOSTAGANEM

FACULTE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE

DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE

Thèse

Présentée pour obtenir le diplôme de

Doctorat en Sciences

Spécialité : Electronique

Option : Traitement du signal

➤ Par: **M. Daoud Mohamed**

THEME

**Analyse de la variabilité du rythme cardiaque
pour l'évaluation du système nerveux autonome**

« Etude de cas physiologique »

Date de soutenance : Le 13/02/2014 à 9h

devant le jury composé de :

<i>Président :</i>	Mr Hadri Baghdad	Professeur, Université de Mostaganem
<i>Directeur de thèse</i>	Mr Yagoubi Benabdellah	Professeur, Université de Mostaganem
<i>Examineurs :</i>	Mr Souar Zeggai	Professeur, Université de Saida
	Mr Chikh Med Amine	Professeur, Université de Tlemcen
	Mr Chama Zouaoui	Professeur, Université de Sidi Belabbes
	Mr Allali Ahmed	Professeur, Université de l'USTOran

Année : 2013/2014

Remerciements

Je tiens d'abord à remercier Monsieur Hadri Baghdad d'avoir accepté la présidence de mon jury de thèse, ainsi qu'à Monsieur Souar Zegai Professeur à l'Université Saida, à Monsieur Chikh Mohamed Amine, Professeur à l'Université de Tlemcen et à Monsieur Chama Zouaoui, Professeur à l'Université de Sidi Belabbes d'avoir accepté d'être les examinateurs de ce travail.

Je remercie mon directeur de thèse M.Yagoubi Benabdellah très sincèrement d'avoir encadrer ce travail, de sa persévérance, de sa patience, tous les précieux conseils qu'il m'a donné et pour le temps qu'il a consacré pour finir ce travail. Je le remercie également pour ses paroles de soutien dans les moments critiques ainsi qu'à tous les membres du laboratoire Signaux et Systèmes de l'Université de Mostaganem.

J'adresse également mes grands remerciements à Mr Philippe Ravier HDR de l'université d'Orléans pour m'avoir accueilli dans son laboratoire PRISME en France pour m'avoir fait profiter de son expérience de recherche et pour le temps qu'il a consacré durant mon séjour scientifique. J'exprime aussi ma reconnaissance au professeur Mr Rachid Harba de l'université d'Orléans pour ses conseils fructueux et aux autres membres du laboratoire qui m'ont soutenu et encouragé.

Je n'oublierai pas de remercier ma femme pour sa patience et son soutien surtout dans les moments difficiles.

Sans oublier toutes les personnes qui m'ont encouragé de près ou de loin à réaliser cette thèse.

À mes chers parents défunts

(رحمهما الله)

À mon grand frère défunt

(رحمه الله)

À ma femme et mes enfants

À toute ma famille

Résumé

La variabilité du rythme cardiaque (HRV) est définie comme les fluctuations des séries chronologiques des intervalles RR, elle est calculée à partir de l'électrocardiogramme (ECG) et elle est considérée comme un indicateur clé de l'état cardio-vasculaire d'un individu. L'évaluation de la HRV a été montrée qu'elle pouvait aider à des diagnostics cliniques.

L'analyse de la variabilité du rythme cardiaque constitue un sujet de recherche actif en raison de l'accès aisé de ce type de mesure chez l'individu, des interprétations médicales qui peuvent en être faites et de la richesse du nombre de traitements qui peuvent être envisagés.

D'un point de vue physiologique, la HRV est la conséquence de la modulation du rythme cardiaque par le système nerveux autonome.

Les paramètres spectraux de la variabilité du rythme cardiaque (HRV) sont classiquement utilisés pour l'étude du système nerveux autonome, car ils permettent l'évaluation de l'équilibre entre les influences des effets sympathique et parasympathique sur le rythme cardiaque. Cependant, cette évaluation est généralement basée sur les bandes de fréquence fixe, qui ne permet pas de variation possible.

Par ailleurs, les limites qui définissent les bandes basses et hautes fréquences peuvent varier de manière dynamique et les limites instantanées doivent être définies. Il est donc nécessaire d'utiliser une méthode qui rend les limites s'adapter aux données en fonction du temps. Une solution a été proposée avec l'algorithme des limites spectrales individuelles dépendantes du temps (ITSB) sensible aux environnements bruités.

Dans ce même contexte, afin de surmonter ces difficultés, nous avons proposé la méthode de modélisation gaussienne à contraintes (CGM) qui modélise dynamiquement le spectre de puissance comme un mélange de deux gaussiennes. Il est apparu que cette procédure a pu suivre avec précision les paramètres exacts dans le cas de données simulées, en comparaison avec une estimation des paramètres obtenus avec une approche du découpage de fréquence rigide ou avec l'algorithme ITSB. Les résultats des données réelles obtenues lors d'un test classique et sur la base de Fantasia sont également présentés et discutés.

Dans le cas d'événements transitoires, une plus grande sensibilité a été observée avec cette méthode CGM et dans le cas d'un problème de classification, la même méthode a également montré de meilleurs résultats. En plus cette méthode CGM a montré l'interaction entre la HRV et la pression artérielle mieux que les deux autres méthodes.

Les mots clés : HRV, CGM, ITSB, Découpage rigide, base de données Fantasia. .

ملخص

ان اشارة HRV تمثل تغييرات السلسلة الزمنية للفترة الزمنية RR الفاصلة بين نبضات القلب ، نتحصل عليه من اشارة ECG (تغييرات النشاط الكهربائي للقلب)، ويعتبر مؤشرا رئيسيا لحالة القلب والأوعية الدموية للفرد. وقد تبين تقييم HRV أنه يمكن أن يساعد التشخيص السريري (diagnostics cliniques). يعتبر تحليل التغييرات بين نبضات القلب (HRV) موضوع بحث نشيط نظرا لسهولة الوصول لهذا النوع من القياس في التفسيرات الطبية الفردية التي يمكن تقديمها و ثراء عدد من العلاجات التي يمكن أخذها بعين الاعتبار. من وجهة النظر الفيزيولوجية ،

HRV هو نتيجة تعديل معدل نبضات القلب عن طريق الجهاز العصبي المستقل. تستخدم المعلمات الطيفية لتقلب معدل نبضات القلب (HRV) تقليديا لدراسة الجهاز العصبي اللاإرادي ، لأنها تسمح بتقييم التوازن بين آثار التأثيرات المتجانسة وغير المتجانسة على معدل نبضات القلب. ومع ذلك ، يستند هذا التقييم عموما على نطاقات تردد ثابت ، والذي لا يسمح بأي تغيير ممكن.

وعلاوة على ذلك ، يمكن للحدود التي تحدد نطاقات الترددات المنخفضة والعالية ان تتغير بشكل حيوي و حدود لحظية أن تكون محددة . وبالتالي من الضروري استخدام الطريقة التي تجعل الحدود تتكيف مع المعطيات بدلالة الزمن. وتم اقتراح حل خوارزمية طريقة حدود الطيف الفردية المتغيرة مع الزمن (ITSB) الحساسية للضوضاء.

في هذا السياق ، من اجل التغلب على هذه الصعوبات اقترحنا طريقة نمذجة جاوس ذات القيود (CGM) التي تعطي نموذج بشكل حيوي لطيف الطاقة على شكل مزيج من اثنين من Gaussians يبدو أن هذه الطريقة يمكن أن تتبع بدقة المعلمات المنتظرة في حالة المعطيات المحاكاة، مقارنة مع تقدير المعلمات المتحصل عليها بطريقة تعيين النطاقات ذات حدود ثابتة (Découpage rigide) أو مع طريقة ITSB . ونعرض أيضا نتائج المعطيات الفعلية التي تم الحصول عليها خلال الاختبار التقليدي و من قاعدة المعطيات Fantasia ومناقشتها. في حالة الأحداث عابرة ، لوحظ حساسية أكبر مع هذه الطريقة CGM وفي حالة وجود مشكلة التصنيف، أظهرت نفس الطريقة أيضا نتائج أفضل. بالإضافة أظهرت هذه الطريقة CGM التفاعل بين HRV ضغط الدم أفضل من طريقتين الأخرى.

كلمات المفاتيح : HRV, ITSB, , Découpage rigide , CGM , قاعدة المعطيات Fantasia .

Abstract :

The heart rate variability (HRV) is defined as the fluctuation time-series in the beat-to-beat RR-intervals, calculated from the electrocardiogram (ECG), is a key indicator of an individual's cardiovascular condition. Assessment of HRV has been shown to aid clinical diagnosis.

The analysis of heart rate variability is a subject of active research due to the easy access of this type of measurement in the individual medical interpretations that can be made and the richness of the number of treatments that can be considered.

From a physiological standpoint, the HRV is the consequence of the modulation of heart rate by the autonomic nervous system.

The HRV spectral parameters are classically used for studying the autonomic nervous system, as they allow the evaluation of the balance between the sympathetic and parasympathetic influences on heart rhythm. However, this evaluation is usually based on fixed frequency regions, which does not allow possible variation.

Besides, the bounds defining the low and high frequency regions may dynamically vary and instantaneous bounds should be defined. It is therefore necessary to use a method that makes the boundaries adapt to the data as a function of time. A solution has been proposed with the individual time dependant spectral boundaries (ITSB) algorithm sensitive to noisy environments.

In this context, In order to overcome these difficulties, we proposed the constrained Gaussian modeling (CGM) method that dynamically models the power spectrum as a two Gaussian shapes mixture. It appeared that this procedure was able to accurately follow the exact parameters in the case of simulated data, in comparison with a parameter estimation obtained with arigid frequency cutting approach or with the ITSB algorithm. Real data results obtained on a classical stand-test and on the Fantasia database are also presented and discussed.

In the case of transitory events, a greater sensitivity was observed with this CGM method and in the case of a classification purpose, the same method also showed better results. In addition this method CGM showed the interaction between HRV and blood pressure better than the other two methods.

Index Terms : HRV, ITSB, CGM, Rigid cutting, Fantasia database.

Table des matières

Remerciements	IV
Résumé.....	I
Liste des figures.....	I
Liste des tableaux.....	I
Liste des abréviations.....	I
Introduction générale.....	1
Introduction générale.....	2
Problématique.....	3
Notre contribution et les objectifs	4
Plan de la thèse.....	5
Chapitre 1 : Les éléments de base cardiologiques et le SNA.....	6
1.1 Introduction.....	7
1.2 Les bases cardiologiques chez l'homme.....	7
1.2.1 Anatomie du cœur.....	7
1.2.2 Le système nerveux	9
1.3 L'électrocardiographie.....	12
1.3.1 L'électrocardiogramme (ECG).	12
1.3.2 Le Holter	12
1.3.3 Enregistrement de l'ECG (les dérivations)	13
1.3.4 Les ondes enregistrées.....	15
1.4 Conclusion	16
Chapitre 2 : Le signal HRV	17
2.1 Introduction.....	18
2.2 Historique de l'étude de la HRV.....	18
2.3 Prétraitement et filtrage du signal ECG	19
2.3.1 Les différentes perturbations présentes dans l'ECG	19
2.3.2 les méthodes de filtrage de l'ECG.....	21
2.4 Détection du complexe QRS	22
2.5 Intervalle de temps RR	24
2.6 Le rythme cardiaque.	25
2.7 Erreurs dans la détection et la classification des complexes de QRS.....	26
2.7.1 Perturbations d'origine physiologique	27
2.7.2 Perturbations d'origine technique.....	28
2.7.3 Problèmes à l'interface électrode -peau.....	28
2.8 L'impact des erreurs de détection et de position de pic R sur le signal HRV	29
2.9 Le signal HRV	31
2.10 Les caractéristiques et propriétés du signal HRV.....	32
2.11 Les difficultés de l'analyse du signal HRV.....	33
2.11.1 La non stationnarité du signal HRV	33
2.11.2 Le choix de la fréquence d'échantillonnage.....	34

2.11.3	La suppression de la tendance.....	35
2.11.4	La présence des artéfacts dans les séries de temps de l'intervalle.....	35
2.11.5	Les changements non périodiques des intervalles RR	36
2.12	Le modèle du signal HRV et les erreurs de modélisation.....	37
2.12.1	Le modèle du signal HRV.....	37
2.12.2	Les erreurs de modélisation.....	42
2.13	Conclusion.....	44
	Chapitre 3: La quantification et les interactions de la HRV.....	45
3.1	Introduction.....	46
3.2	Etat de l'art des méthodes d'analyse.....	46
3.3	Les composantes spectrales.....	51
3.4	Effet de la suppression de la tendance.....	53
3.5	La corrélation entre le rythme cardiaque et la HRV.....	54
3.6	Les signaux physiologiques: le rythme respiratoire et la pression artérielle.....	54
3.7	Conclusion.....	58
	Chapitre4 : Implémentation des méthodes de calcul des bandes LF et HF.....	59
4.1	Introduction.....	60
4.2	Les paramètres discriminants les situations physiologiques.....	60
4.2.1	Le rapport sympathovagal (P_{LF} / P_{HF})	60
4.2.2	La fréquence centrale instantanée (ICF)	63
4.3	La représentation temps fréquence utilisée : La transformation de Gabor (TG).....	64
4.4	Les méthodes de calcul des bandes de LF et HF.....	65
4.4.1	Le découpage rigide	65
4.4.2	Les limites spectrales individuelles dépendantes du temps (ITSB).....	67
4.4.3	La méthode proposée : Constrained Gaussian Model (CGM).....	68
4.5	Calcul théorique de P_{LF} , P_{HF} et le rapport P_{LF} / P_{HF} instantané avec le modèle AR...	69
4.6	Les critères d'évaluation.....	76
4.6.1	La racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)	76
4.6.2	Le critère de kruskal wallis.....	77
4.7	Conclusion.....	78
	Chapitre 5 : Résultats et Discussions.....	79
5.1	Introduction.....	80
5.2	Détermination des bandes LF et HF avec la méthode proposée.....	80
5.2.1	Les données simulées.....	80
5.2.2	Les données réelles.....	86
5.3	Impact des méthodes sur un problème de classification.....	91
5.3.1	Stand test synthétique.....	91
5.3.1.1	Étude de la discrimination des méthodes avec le bruit.....	91
5.3.1.2	Étude de la robustesse de la méthode CGM avec les contraintes.....	93
5.3.1.3	Étude de la robustesse de la méthode CGM avec ICF.....	95
5.3.1.4	Mesure de la fiabilité de la modélisation	97
5.3.2	Les données réelles: Fantasia database.....	98
5.3.2.1	La base de données Fantasia.....	98

5.3.2.2 Discrimination des deux populations de la base.....	98
5.3.2.3 Etude statistique des deux populations.....	100
5.3.2.4 Interactions entre les signaux HRV et la pression artérielle.....	101
5.3.2.5 L'évolution des spectres P_{LF} et P_{HF} instantanés	103
5.4 Conclusion.....	104
Conclusion et perspectives.....	105
Annexe.....	108
Références bibliographiques.....	110

Liste des figures

1.1	Le schéma fonctionnel du cœur.....	7
1.2	Le schéma du circuit sanguin.....	8
1.3	La place du SNA dans le système nerveux.....	10
1.4	Les systèmes nerveux sympathique et parasympathique	11
1.5	Les dérivations bipolaires.	13
1.6	Les dérivations unipolaires.....	14
1.7	Les dérivations précordiales.	15
1.8	Le signal ECG avec ses paramètres (P, Q, R, S, T).	16
2.1	Exemple d'ECG présentant une dérive de la ligne de base.	19
2.2	Exemple d'ECG présentant des interférences 50Hz.....	20
2.3	Exemple d'ECG présentant des interférences d'origine électromyographique.....	21
2.4	Algorithme de détection des pics R par la méthode de Tompkins.....	23
2.5	Fonctions de transfert des filtres passe-bas et passe-haut.....	24
3.1	Suppression des tendances du signal HRV.....	53
4.1	Position des pôles du modèle AR « TILT» dans le plan complexe.....	70
4.2	Position des pôles du modèle AR « SUPINE» dans le plan complexe.....	70
4.3	Les DSP dans les bandes VLF, LF et HF obtenues par la méthode AR pour le cas «SUPINE »	74
4.4	Les DSP associées au modèle SUPINE pour les méthodes AR et par résidu.....	74
4.5	Les DSP dans les bandes VLF, LF et HF obtenues par la méthode AR pour le cas «TILT »	75
4.6	Les DSP associées au modèle TILT pour les méthodes AR et par résidu	75
5.1	Schéma de la représentation temps-fréquence simulée des données synthétiques	80
5.2	Le spectrogramme des données synthétiques par la transformée de Gabor GT....	82
5.3	Les valeurs $P_{LF}(t)$ estimées au cours du temps pour les trois méthodes	83
5.4	Les valeurs $P_{HF}(t)$ estimées au cours du temps pour les trois méthodes	83
5.5	Représentation de PSD des données synthétiques de la HRV au temps $t_1 = 300$ s pour la définition des bandes des trois méthodes étudiées.....	85
5.6	Cinétiques de la HRV sur des données réelles au cours de l'état de SUPINE. du stand test	88
5.7	Cinétique de la HRV sur des données réelles au cours de l'état de TILT du stand test	89
5.8	Représentation de PSD et identification de bandes de fréquence LF et HF.....	90
5.9	Les valeurs $P_{LF}(t)$ estimées au cours du temps pour la méthode proposée avec et sans utilisation de contraintes.....	94
5.10	Les valeurs $P_{HF}(t)$ estimées au cours du temps pour la méthode proposée avec et sans utilisation de contraintes.....	94
5.11	Les valeurs $P_{LF}(t)$ estimées au cours du temps pour la méthode CGM avec et sans utilisation de ICF.....	96
5.12	Les valeurs $P_{HF}(t)$ estimées au cours du temps pour la méthode CGM avec et sans utilisation de ICF.....	97

5.13	Les changements de rapport P_{LF}/P_{HF} selon le groupe d'âge et les méthodes d'identification des bandes LF et HF.....	99
5.14	Le signal de la HRV d'un patient jeune (a) et d'un patient âgé (b)	100
5.15	Le signal du HRV du patient étudié	101
5.16	Le signal de la pression artérielle du patient étudié	101
5.17	Les spectres P_{LF} et P_{HF} instantanés pour le patient étudié	103
5.18	Le rapport sympathovagal instantané pour le patient étudié.....	104

Liste des tableaux

2.1	Les initialisations et contraintes pour les six paramètres de la méthode CGM.....	41
3.1	Enregistrement de courte durée pour le découpage rigide.....	52
3.2	Enregistrement de longue durée pour le découpage rigide	52
4.1	Modèle AR de référence.....	69
4.2	La répartition des positions des pôles dans les bandes de fréquence.....	70
4.3	Calcul de l'erreur relative sur le rapport P_{LF}/P_{HF} pour les deux modèles...	76
5.1	La racine de l'erreur quadratique moyenne entre les composantes désirées P_{LF} et P_{HF} et leurs estimées.	86
5.2	La discrimination de puissance D entre la position TILT et la position SUPINE pour les trois méthodes comparées.....	92
5.3	La racine de l'erreur quadratique moyenne entre les composantes désirées P_{LF} et P_{HF} et leurs estimées avec et sans contraintes pour la méthode proposée.....	95
5.4	La racine de l'erreur quadratique moyenne entre les composantes désirées P_{LF} et P_{HF} et leurs estimées avec et sans ICF pour la méthode CGM.....	96
5.5	La statistique R-carré ajustée en fonction du niveau bruit pour la méthode CGM.....	97

Liste des abréviations

ANOVA	l'analyse unidirectionnelle de variance
AR	Autorégressif
BP/PA	Blood pressure/pression artérielle ou sanguine
bpm	Battement par minute
BPV	Blood pressure variability/variabilité de la pression artérielle
CGM	Constraints gaussian model/modélisation gaussienne à contraintes
Curve fitting	L'ajustement de courbe
Detrending	La suppression de la tendance
DWD	La distribution de Wigner discrète
DWT	Discrete Wavelet Transform / Transformée en ondelette discrète
ECG	Electrocardiogramme
EMG	Electromyographique
F_e	La fréquence d'échantillonnage
HF	High frequency /Les hautes fréquences
HR	Heart rate/ Le rythme cardiaque
HRV/VRC	Heart rate variability/La variabilité du rythme cardiaque
ICF	The Instant center frequency / La fréquence centrale instantanée
Intervalle R-R	Intervalle de temps qui sépare les deux pics successifs des ondes R de l'ECG
ITSB	Individual Time Dependent Spectral Boundaries/Limites spectrales individuelles dépendantes du temps
KW	Kruskal-Wallis
LF/BF	Low frequency /Les basses fréquences
MI	Infarctus du myocarde
MSE	Mean square error
NN50	Le nombre de paires d'intervalles NN différent de plus de 50 ms
P_{HF}	Puissance dans la bande HF
P_{LF}	Puissance dans la bande LF
P_{LF} / P_{HF}	Le rapport sympathovagal
p_{NN50}	La proportion obtenue en divisant NN50 par le nombre total d'intervalles NN

PSD	La densité spectrale de puissance
P _{VLF}	Puissance dans la bande VLF
RIGID cutting	Découpage rigide
RLS	Recursive Least Squares / Moindres Carres récursives
RMSE	Root mean square error
RMSSD	La racine de la moyenne quadratique des différences des intervalles NN consécutifs
RSA	Arythmie sinusale respiratoire
SDA	Algorithme discret sélectif à transformée de Fourier
SDANN	L'écart-type d'intervalles NN moyennes calculées sur des intervalles de 5 mn
SDNN	Déviatiion standard de tous les intervalles NN
SDSD	Déviatiion standard de la différence entre les intervalles NN adjacent
SNA	Système Nerveux Autonome
SNC	Système Nerveux Central
SN	Système Nerveux
SNP	Système Nerveux Périphérique
SNS	Le système Nerveux Somatique
SUPINE	Allongé
TFCT/STFT	La transformée de Fourier à court terme/ short time Fourier transform
TG	La transformation de Gabor
TILT	Debout
ULF	Ultra Low Frequency/ Ultra basse fréquence
VLF	Very Low Frequency/ Très basse fréquence
WT/TO	Wavelet transform / Transformée d'ondelette

Introduction générale

Introduction Générale

Les deux dernières décennies ont vu l'identification d'un rapport significatif entre le système nerveux autonome et la mortalité cardiovasculaire, y compris la mort cardiaque soudaine [1, 2, 3]. L'évidence expérimentale pour une association entre les arythmies mortelles et les signes de l'activité sympathique augmentée ou vagale réduite a encouragé le développement des indicateurs quantitatifs de l'activité autonome. La variabilité du rythme cardiaque (HRV) a été suggérée comme un indicateur prometteur. La dérivation apparente facile de cette mesure a popularisé son utilisation.

Le phénomène qui est le centre d'intérêt de cette thèse est l'analyse de l'oscillation dans l'intervalle entre les battements consécutifs du cœur ainsi les oscillations entre les fréquences cardiaques instantanées consécutives. La variabilité du rythme cardiaque" est devenue le terme accepté par convention pour décrire les variations des intervalles RR [3].

La variabilité du rythme cardiaque (HRV) peut être évaluée en analysant les oscillations des intervalles RR d'électrocardiogrammes. L'analyse de ces variabilités a été montré pour être un indicateur de la santé [4, 5, 6].

La variation de la HRV est contrôlée par les deux branches du système nerveux autonome (SNA):. Les branches parasympathique (nerf vagal) et sympathique. Ces deux activités SNA peuvent être dissociées dans les bandes de fréquences respectives avec la branche parasympathique dans la bande des hautes fréquences (HF) et les deux branches dans la bande basse fréquence (LF) [7]. Par ailleurs, dans l'analyse de la HRV, les paramètres des spectres de puissance P_{LF} , P_{HF} sont estimées en utilisant les bandes de fréquences fixes prédéterminées. Cependant, pour un paramètre donné, différentes bandes de fréquence se produisent dans la littérature.

La bande LF en Hz a été définie comme suit: 0,04-0,15 [6], 0,01 - 0,15 [8], 0,02-0,15 [9], 0,03-0,15 [10], 0,05-0,15 [11] ou de 0,045 à 0,15 [12] La bande HF en Hz a été définie comme suit: 0,15-0,4 [6], 0,18 - 0,4 [9, 11], de 0,15 - 0,6 [10], 0,15-1 [12] ou 0,2-0,4 [9, 13]. En outre, dans certaines conditions spécifiques (exercice), il a été rapporté [14] que la limite supérieure de la bande HF doit être augmentée avec l'intensité de l'exercice. Ces limites de fréquences instables peuvent être expliquées par des bandes individuelles.

Même si un effort a été fait dans Task Force [6] pour une normalisation des limites, aucune méthode fiable pour la sélection appropriée des bandes de fréquences n'est proposée. À partir de l'analyse des différentes limites, il semble que toutes autres limites peuvent être

différentes, une fréquence de séparation entre les bandes LF et HF est toujours égale à 0,15 Hz [15]. Pour cette raison, la méthode proposée dans le présent travail sera basée sur ce résultat essentiel.

L'autre difficulté rencontrée dans le traitement du domaine de fréquence est le comportement non stationnaire du signal de HRV. C'est parce que l'intervalle entre les pics du rythme cardiaque varie considérablement en raison d'irrégularités dans l'initiation de l'impulsion cardiaque dans l'atrium. En outre, les activités quotidiennes de l'homme dans des situations écologiques peuvent aussi appliquer la propriété non stationnaire de la HRV. Ces non stationnarités deviennent plus sévères dans les rythmes cardiaques anormaux [10]. Les méthodes temps fréquence ou variantes au cours du temps ont été proposées pour traiter des signaux non stationnaires. Par exemple, la transformée de Fourier à court terme (TFCT), l'algorithme discret sélectif à transformée de Fourier (SDA), la distribution de Wigner-Ville ou la modélisation autorégressive variante au cours du temps fournissent des estimations de puissance spectrale en fonction du temps [16, 17, 18, 19, 20].

Par ailleurs, les limites qui définissent les bandes basses et hautes fréquences peuvent varier de manière dynamique et les limites instantanées doivent être définies. Il est donc nécessaire d'utiliser une méthode qui rend les limites s'adapter aux données en fonction du temps. Une solution a été proposée dans [21] avec l'algorithme des limites individuelles spectrales dépendant du temps (ITSB) mais cette méthode semble donc être sensible aux données bruitées.

Problématique

Pour l'analyse du signal HRV, un problème qui est souvent négligé, est le choix de la bande de fréquence la plus appropriée pour le calcul des paramètres P_{LF} , et P_{HF} .

Dans l'analyse spectrale traditionnelle, ces bandes sont fixées, mais ce choix n'est évidemment pas optimal.

Le problème est qu'il n'y a pas de limites standards pris en charge. En fait, il ya beaucoup de difficultés à trouver une définition unique de la bande.

En outre, étant donné qu'il n'existe pas de méthode fiable pour la sélection appropriée des bandes de fréquences proposées, même si un effort a été fait dans les Task Force, certains scientifiques sélectionnent visuellement les limites de fréquence basée sur le spectre de la HRV d'un individu. En d'autres termes, les limites sont empiriquement sélectionnées.

Cependant, les limites des bandes peuvent être fortement affectés par les conditions physiologiques (position du corps, la fréquence respiratoire). Par ailleurs, lors d'activités physiques, les limites peuvent varier dynamiquement. Dans ces situations, la définition des limites dynamiques est importante [22] .

Les limites instantanées doivent être définies. Il est donc nécessaire d'utiliser une méthode qui rend les limites s'adapter aux données en fonction du temps.

Notre contribution et les objectifs

C'est dans ce contexte que vient notre contribution. Dans cette thèse nous avons proposé une méthode originale d'analyse du signal HRV basée sur la modélisation gaussienne des spectres dans le domaine temps fréquence. Deux courbes gaussiennes sont estimées à chaque instant respectivement à la basse fréquence et à la haute fréquence. Pour ces raisons, la méthode est appelée modèle gaussien à contraintes (CGM). Ce modèle devrait être robuste à la forte variabilité rencontrée dans les données réelles. Les intérêts en utilisant une modélisation gaussienne s'appuient sur les points suivants:

- Pas de découpage rigide nécessaire pour la modélisation, la seule hypothèse est que les deux courbes gaussiennes doivent être estimées.
- La modélisation est robuste aux spectres bruités et montre clairement les deux bandes de fréquences basses et hautes fréquences souhaitées.
- La modélisation est appliquée à chaque instant rendant les spectres de puissance P_{LF} , P_{HF} et le rapport P_{LF} / P_{HF} dépendants du temps.

Notre objectif est de tester la méthode proposée sur des données simulées et réelles, Après sa validation cette méthode a approuvé son pouvoir d'analyse efficace et de classification entre deux populations étudiées de données extraites de la base de Fantasia et simulées par rapport à la méthode traditionnelle de découpage rigide des bandes de fréquence et celle d' ITSB.

Le plan de la thèse

La structure de la thèse explique l'approche étape-par-étape vers l'objectif :

Le premier chapitre : Nous ferons une présentation au préalable de l'électrophysiologie cardiaque, ou seront présentes les concepts de base concernant le système cardiovasculaire, l'électrocardiographie et quelques notions d'électrophysiologie.

Le deuxième chapitre : Le signal HRV (intervalles RR) enregistré inclut souvent des intervalles de temps anormaux (artéfacts) qui ne représentent pas le rythme de sinus et ne diffèrent pas dans la longueur des intervalles normaux, alors un prétraitement est nécessaire pour éviter la fausse interprétation des résultats d'analyse. Puis nous aborderons Les techniques de détection et classification des artéfacts, l'impact des erreurs de détection sur le signal HRV et la modélisation du signal HRV.

Dans le troisième chapitre nous présenterons l'état de l'art des différentes techniques d'analyse de la HRV dont l'analyse temporelle et des outils fréquentiels (transformée de Fourier) et temps fréquences (transformée de Fourier à fenêtre glissante, la transformée de Gabor, Wigner-Ville etc..), puis nous entamerons les signaux physiologiques tels que la respiration et la pression artérielle.

Dans le quatrième chapitre nous présenterons les paramètres discriminants les situations physiologiques tels que le rapport sympathovagal et la fréquence centrale instantanée puis les méthodes de calcul des bandes de fréquences LF et HF comme la méthode traditionnelle de découpage rigide, la méthode ITSB et la méthode proposée qui est basée sur la modélisation des gaussiennes du spectre enfin le calcul théorique des spectres P_{LF} et P_{HF} du modèle AR.

Le cinquième chapitre : Nous appliquerons la méthode proposée dans cette thèse aux signaux simulés et réels pour voir et comparer les résultats obtenus avec ceux des autres méthodes pour la valider.

Chapitre 1

Les éléments de base cardiologiques et le SNA

1.1 Introduction

Nous présentons dans ce chapitre le fonctionnement général du système cardiovasculaire, les notions de l'électrocardiographie, qui permet d'obtenir une image de l'activité électrique cardiaque et les différents types d'enregistrements et le SNA.

1.2 Les bases cardiologiques chez l'homme

1.2.1 Anatomie du cœur

Le cœur est un organe creux et musculaire, se trouve au milieu du médiastin où il est partiellement recouvert par les poumons et antérieurement par le sternum et les cartilages des troisièmes, quatrièmes et cinquièmes côtes. Les deux tiers du cœur sont situés à gauche de la ligne passant par le milieu du corps. Il ressemble à une pompe, qui assure la circulation du sang dans les veines et les artères. Il est l'élément essentiel du système cardiovasculaire. Il est lié au reste de l'organisme par l'intermédiaire des deux veines caves (inférieure et supérieure), les artères pulmonaires, et l'artère aorte, comme l'illustre la figure 1.1 [23].

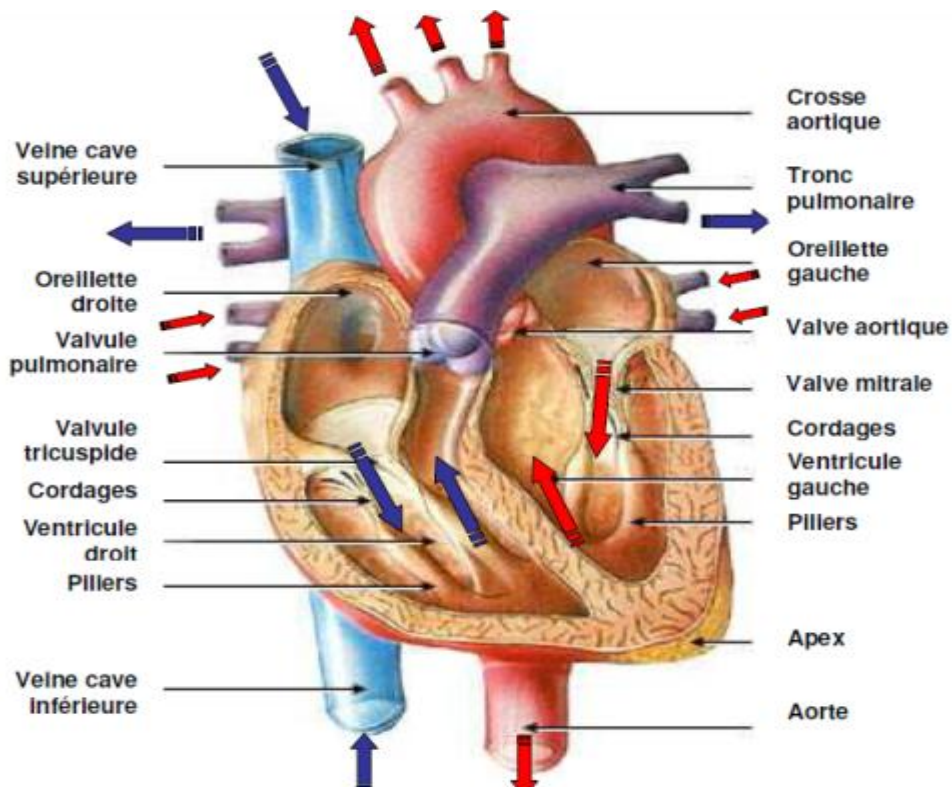


Figure 1.1 : Le schéma fonctionnel du cœur.

Le cœur est constitué de quatre cavités : deux cavités droites, formées par l'oreillette et le ventricule droit et deux cavités gauches, formées par l'oreillette et le ventricule gauche. Les cavités droite et gauche sont totalement séparées par le septum. Ces cavités sont liées à des veines et des artères qui conduisent le sang venant ou partant du cœur.

La partie droite assure la circulation du sang carbonisé recueilli par les veines caves : ce sang aboutit dans l'oreillette droite et est éjecté dans le ventricule droit. L'oreillette et le ventricule droit sont reliés entre eux par la valvule tricuspide, empêchant le retour de sang du ventricule vers l'oreillette. Le sang est ensuite éjecté dans l'artère pulmonaire, l'obturation étant assurée par la valvule sigmoïde.

Cette partie referme du sang pauvre en oxygène et assure la circulation pulmonaire.

La circulation du sang oxygéné recueilli par les veines pulmonaires est assurée par la partie gauche : ce sang aboutit dans l'oreillette gauche et est éjecté dans le ventricule gauche. L'oreillette et le ventricule gauche sont reliés entre eux par la valvule mitrale. Le sang est ensuite éjecté dans l'artère aorte, l'obturation étant assurée par la valvule aortique.

Cette partie contient du sang riche en oxygène, et le propulse vers le reste du corps, sauf les poumons [23].

Les parois du cœur sont constituées par le tissu musculaire qui est le myocarde.

Les ventricules jouent le rôle de pompage du sang vers le corps ou vers les poumons.

Leurs parois sont alors plus épaisses que celles des oreillettes, et la contraction des ventricules est plus importante pour la distribution du sang. Le ventricule gauche est bien plus massif que le ventricule droit car il doit exercer un effort considérable pour faire circuler le sang à travers tout le corps contre la pression corporelle, tandis que le ventricule droit ne dessert que les poumons (voir figure 1.2).

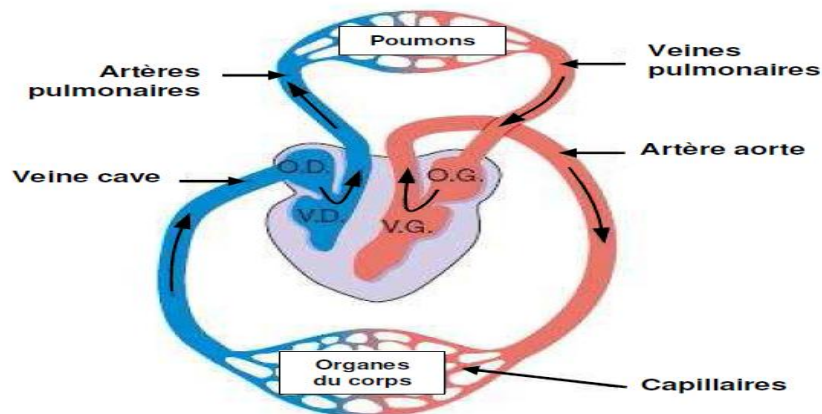


Figure 1.2 : Le schéma du circuit sanguin.

La couleur bleue indique que le sang est pauvre en oxygène tandis que la couleur rouge correspond au sang chargé en oxygène.

1.2.2 Le système nerveux

Pesant environ 3% de la masse totale du corps, le système nerveux (SN) est l'un des plus petits des systèmes du corps humain, et le plus complexe. Il se compose de milliards de neurones. Ceux-ci communiquent entre eux par l'intermédiaire de synapses permettant le passage de l'influx nerveux. La transmission se fait par le biais de neurotransmetteurs (adrénaline, acétylcholine, noradrénaline, etc.) qui sont des hormones d'origine neurobiologique ayant des capacités excitatrices.

Le système nerveux est constitué de deux sous-systèmes (figure 1.3) :

- Le système nerveux central (SNC): comprend l'encéphale et la moëlle épinière. L'encéphale (le cerveau, le cervelet et le tronc cérébral) qui est situé dans la cavité du crâne. La moëlle épinière est située dans le canal rachidien qui résulte de la superposition des vertèbres de la colonne vertébrale. Il s'occupe de la transmission des impulsions sensorielles, ainsi que de la supervision et de la coordination de tout le SN.

Le système nerveux périphérique (SNP) est constitué de l'ensemble des nerfs situés à l'extérieur de la cavité crânienne du canal rachidien et par conséquent en dehors du système nerveux central (SNC). Il diffuse des informations entre les organes et le système nerveux central et comprend deux voies :

- La voie sensorielle ou afférente où la transmission d'informations se fait à partir des récepteurs périphériques vers le système nerveux central.

- La voie motrice ou efférente où la transmission d'informations efférentes se fait à partir du système nerveux central à la périphérie, en particulier vers les muscles squelettiques.

La voie motrice comprend également deux sous-systèmes :

- Le Système Nerveux Somatique (SNS) : il correspond au système nerveux sensoriel et moteur. Il est responsable du maintien des attitudes, des mouvements volontaires et involontaires, mais également des sensations tactiles.

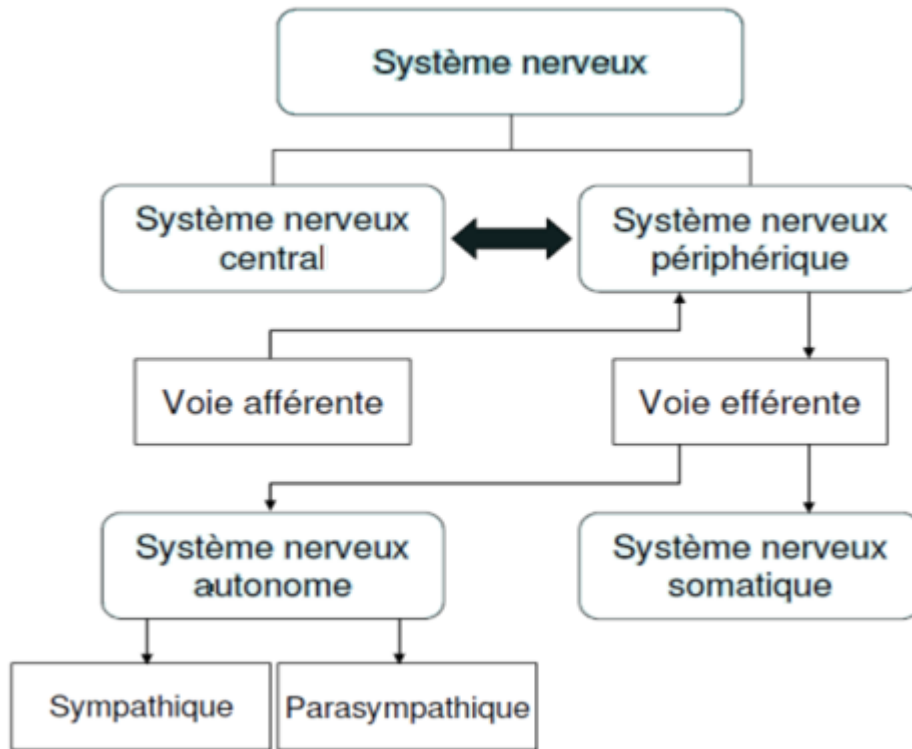


Figure. 1.3 : La place du SNA dans le système nerveux.

- Le Système Nerveux Autonome (SNA) : il permet la régulation des différentes fonctions de l'organisme (cardiovasculaire, pulmonaire, rénale, digestive) [23].

Le Système Nerveux Autonome (SNA)

Le système nerveux autonome est un système qui permet de réguler les différentes fonctions internes de l'organisme en les adaptant aux besoins du moment (ex: chaleur corporelle, métabolisme, débit sanguin, contraction musculaire, etc) pour assurer l'homéostasie (un rythme de base) et permettre une adaptation de l'organisme à tout changement de ce rythme de base. Cette régulation se fait d'une manière inconsciente.

Deux systèmes impliqués dans la régulation de l'homéostasie : le système nerveux sympathique et le système nerveux parasympathique ou vagal. Les fibres sympathiques sont issues de la moelle épinière, puis font relais dans les ganglions de la chaîne sympathique. Les fibres parasympathiques sont divisés en deux groupes: certains ont une apparition postérieure de la moelle, les autres ont une apparition de l'encéphale associée aux nerfs crâniens.

Ces systèmes servent généralement des mêmes organes, mais leur action est antagoniste, par cette double innervation, les deux systèmes se font contrepoids de manière à assurer le bon

fonctionnement de l'organisme (figure 1.4). Le système nerveux sympathique mobilise le corps dans des situations extrêmes telles que l'exercice, tandis que le système nerveux parasympathique permet de nous détendre tout en effectuant des tâches de routine et il économise de l'énergie. En général et en fonction de leur neurochimie, leur fonction réciproque peut être comprise comme suit: la partie sympathique productrice de l'énergie et de la partie parasympathique est animatrice de fonctions métaboliques et restauratrice d'énergie. On observe classiquement à l'exercice, une augmentation du tonus sympathique et une diminution du tonus parasympathique, entraînant une augmentation du débit cardiaque pendant l'exercice. Les systèmes sympathique et parasympathique sont continuellement activés. Il existe donc entre les deux systèmes un équilibre variable selon les conditions environnantes [24].

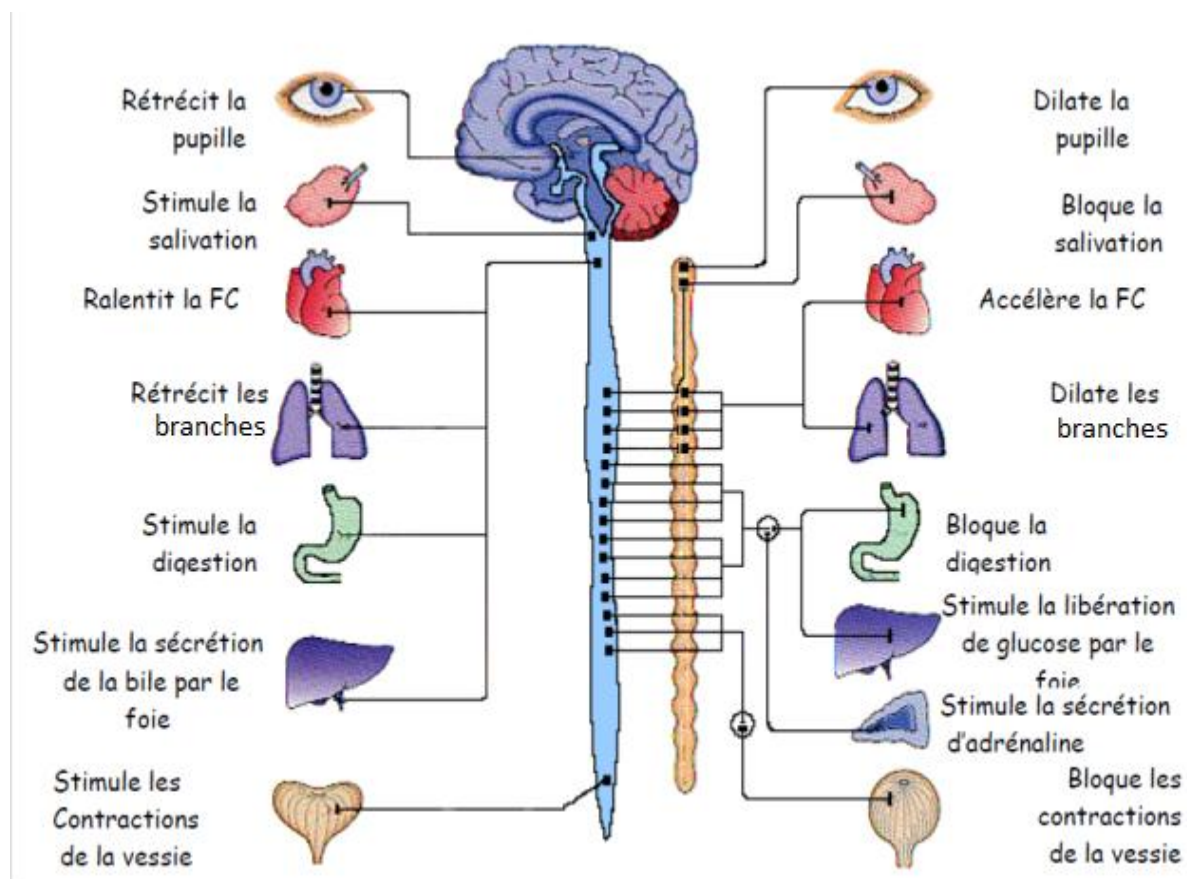


Figure 1.4 : Les systèmes nerveux sympathique et parasympathique

La plupart des organes sont innervés par une double innervation. Les neurones du SNA libèrent principalement de l'acétylcholine (ACh) et de la noradrénaline (NE). Adapté d'après le manuel de Psychobiologie de Rosenzweig M.R. et ses collaborateurs [175]

1.3 L'électrocardiographie

L'électrocardiographie est une technique d'enregistrement des courants bioélectriques générés par les muscles cardiaques. La représentation graphique de cet enregistrement est appelé électrocardiogramme. ECG se réfère généralement à la fois l'électrocardiogramme et l'électrocardiographie. Il est utilisé en clinique pour diagnostiquer les diverses maladies.

1.3.1 L'électrocardiogramme (ECG)

Vers la fin de la 18^{ème} siècle, E Marey et Augustus Waller montrèrent que l'activité électrique du cœur, découverte quelques années plus tôt, pouvait être suivie à partir de la peau et vers 1890, Willem Einthoven réalisa le premier enregistrement cardiographique [Einthoven, 1941] [25] Le courant mesuré par des électrodes sur le torse du patient mettait en mouvement un mince fil d'argent tendu entre les pôles d'un gros aimant ; ces déflexions étaient enregistrées sur du papier photographique qui se déroulait face à un rayon lumineux. « Maintenant, nous pouvons enregistrer l'activité électrique du cœur anormale et la comparer à l'activité normale » (Einthoven). Ainsi naît l'électrocardiogramme à l'aube du XX-ième siècle.

Le principe de l'enregistrement moderne est, à peu près de celui qui a été proposé par Einthoven : grâce à deux électrodes collées à la surface de la peau, la différence de potentiel est mesurée entre deux points diamétralement opposés par rapport au cœur, ce signal étant directement corrélé au déplacement de l'impulsion électrique dans les fibres musculaires cardiaques [26].

1.3.2 Le Holter

En cardiologie, l'examen le plus couramment pratiqué est l'ECG 12 dériviations, où le signal électrocardiographique est visualisé selon 12 axes privilégiés : 6 axes dans le plan frontal, et 6 axes dans le plan transversal. Sa durée peut varier de quelques secondes à une ou deux minutes ; il permet le diagnostic et la localisation précise de certaines pathologies. En revanche, la courte durée de cet examen est un obstacle à la détection systématique de pathologies qui se produisent de façon discontinue, comme certaines arythmies par exemple. C'est pourquoi Norman Holter proposa, au début des années 60, un appareil « portatif I » pour enregistrer l'activité cardiaque pendant plusieurs heures ; cet enregistrement est appelé

« l'examen Holter ». L'enregistreur Holter d'aujourd'hui se présente sous la forme d'un petit boîtier auquel sont reliées sept électrodes, permettant ainsi l'enregistrement sur 2 ou 3 dérivations (2 frontales et 1 transversales). Le patient se fait poser l'appareil chez un cardiologue et retourne ensuite à ses occupations quotidiennes. 24 heures plus tard, il revient chez le cardiologue pour se faire enlever l'appareil qui a en mémoire 24 heures d'enregistrements ECG réalisés alors que le patient a vécu une journée normale[26].

1.3.3 Enregistrement de l'ECG (les dérivations)

L'enregistrement est effectué à l'aide d'électrodes placées à différents endroits du corps pour détecter des signaux électriques (traduction des stimulations reçues par le cœur). Un système de dérivation est constitué d'un ensemble cohérent de dérivations, dont chacune est définie par la disposition de ses électrodes sur le thorax du patient.

1.3.3.1 Les dérivations bipolaires D'EINTHOVEN

Les dérivations I, II et III sont des dérivations bipolaires qui explorent l'activité cardiaque dans le plan frontal.

- DI enregistre les ondes du bras droit au bras gauche.
- DII enregistre les ondes du bras droit à la jambe gauche.
- DIII enregistre les ondes du bras gauche à la jambe gauche.

Ces trois dérivations utilisées dès la naissance de l'électrocardiographie, sont illustrées sur la figure 1.5 suivante :

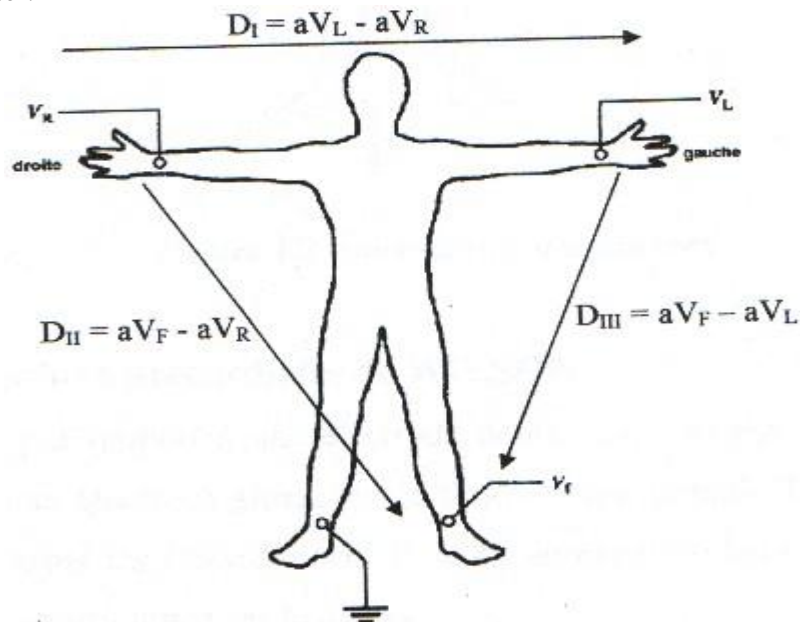


Figure 1.5 : Les dérivations bipolaires.

1.3.3.2 Les dérivations unipolaires de GOLDBERG

En connectant les électrodes entre elles, nous créons une électrode neutre correspondant au cœur. Cela donne trois ondes unipolaires, toujours dans le plan frontal :

En connectant les électrodes ensemble, nous créons une électrode neutre correspondant au cœur. Cela donne trois ondes unipolaires, toujours dans le plan frontal:

- aV_R enregistre les ondes du cœur au bras droit.
- aV_L enregistre les ondes du cœur au bras gauche.
- aV_F enregistre les ondes du cœur à la jambe gauche.
- La jambe droite est prise comme référence, est généralement mise à la masse.

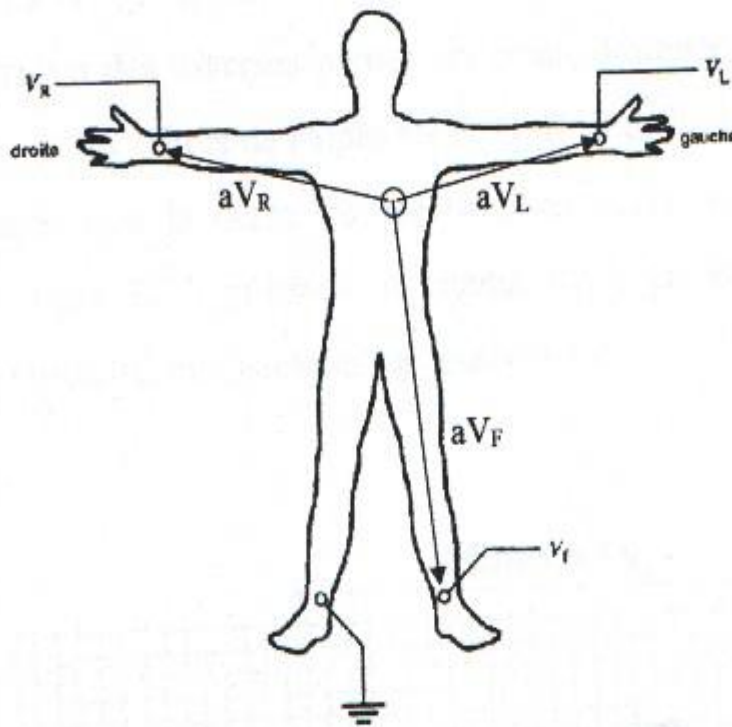


Figure 1.6 : Les dérivations unipolaires.

1.3.3.3 Les dérivations précordiales de WILSON

Toujours par rapport à une électrode neutre, on enregistre cette fois le potentiel par une électrode située sur le thorax, pour obtenir des dérivations horizontales, et les électrodes de V_1 à V_6 enregistrent les ondes cardiaques aux différents points situés sur le thorax (figure 1.7).

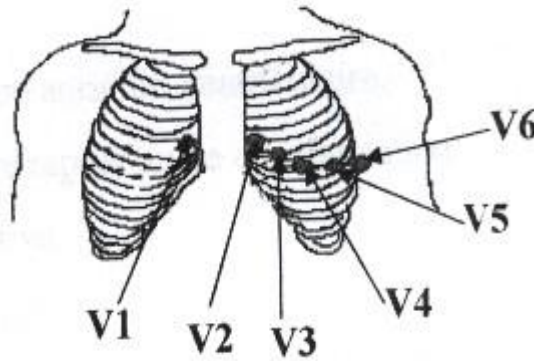


Figure 1.7 : Les dérives précordiales.

1.3.4 Les ondes enregistrées

Pour chaque battement cardiaque, l'électrocardiogramme enregistre quatre ondes successives (figure 1.8).

- L'onde P : représente l'activité électrique de la contraction des deux oreillettes. Elle est de faible amplitude par rapport aux autres ondes, sa durée varie entre 80 et 100 ms, son amplitude maximale est de 0.25mv.
- Le segment PQ : permet aux oreillettes de se vider dans les ventricules avant la contraction de celui-ci.
- Le complexe QRS : correspond à la dépolarisation ventriculaire ; il est représenté par un pic raide dont la durée est de l'ordre de 0.1s, son amplitude varie entre 0.5mv à 2mv.
- L'onde T : correspond à la ré-polarisation du muscle ventriculaire

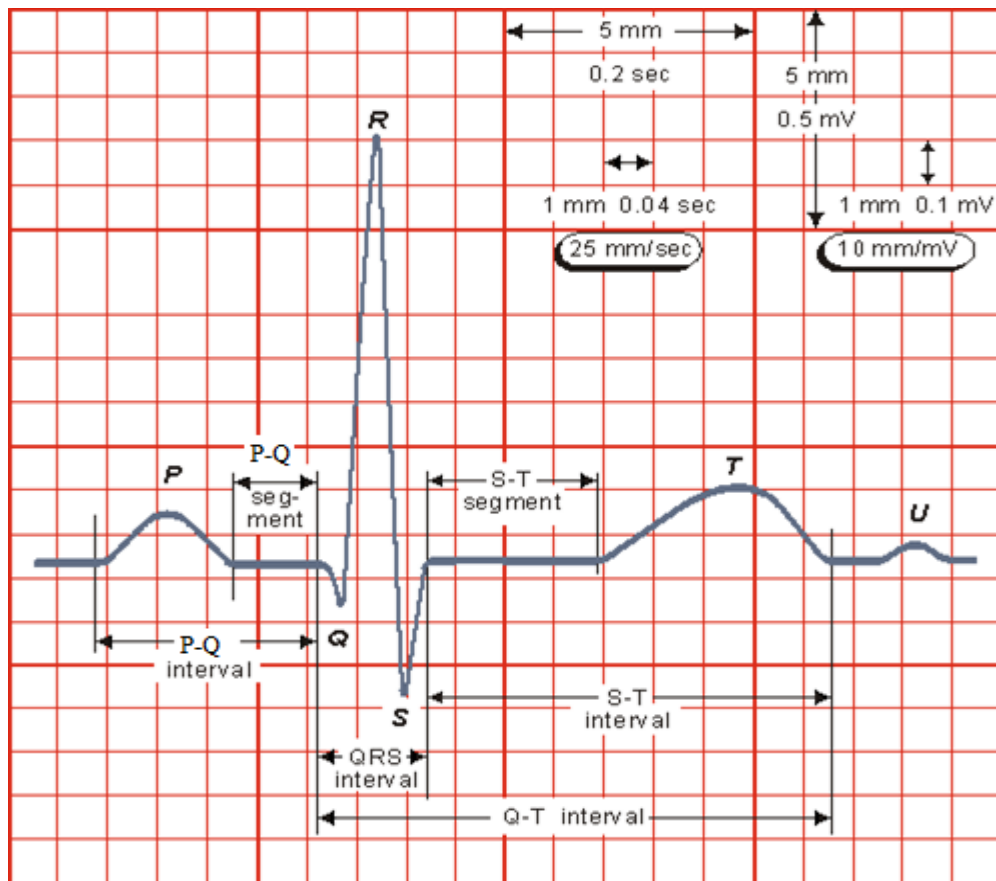


Figure 1.8 : Le signal ECG avec ses paramètres (P, Q, R, S, T).

1.4 Conclusion

Nous avons donné un aperçu sur l'anatomie du cœur, montré la description du SNA et les effets de ses branches sympathique et parasympathique sur les différents organes de l'organisme.

Les notions de l'électrocardiographie et l'électrocardiogramme ont été abordées.

L'analyse des enregistrements ECG 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 2

Le signal Heart Rate Variability (HRV)

2.1 Introduction

Ce chapitre présente le prétraitement et filtrage des différents bruits qui peuvent entacher le signal ECG, aborde les différentes méthodes de détection ainsi que les erreurs dans la détection des complexes QRS et l'impact de ces erreurs sur le signal HRV, une description générale sur le signal HRV, ainsi le problème des artefacts dans l'acquisition et l'enregistrement de données (les intervalles RR), les difficultés de l'analyse du signal HRV.

2.2 Historique de l'étude de la HRV

L'utilisation clinique de la variabilité du rythme cardiaque basée sur le signal HRV (Heart rate variability) a été initialement appréciée en 1965 quand Hon et Lee [27] ont noté que les détresses du fœtus sont précédées par une altération dans les inter cycles des battements avant de n'importe quel changement trouvé dans la période cardiaque elle-même.

Une vingtaine d'années après, Sayers et al [28] ont attiré l'attention de l'existence des rythmes physiologiques enfoncés dans les durées RR du rythme cardiaque du signal.

En 1970, Ewing et al [29] ont essayé d'étudier cette variabilité pour la détection de la neuropathie autonome chez les diabétiques en faisant quelques tests sur un ensemble de différence des intervalles RR.

L'association de fort risque de mortalité post-infarctus avec HRV réduit, a été initialement montrée par Wolf et al [30] en 1977.

Vers les années 1980 et avec le développement de la micro-électronique, et la disponibilité du Hardware digital (ECG multicanaux), l'importance clinique de la HRV est devenue appréciable, et a pu fournir un important aperçu concernant les conditions pathologiques et physiologiques des patients. Ainsi, en 1981, Akselrod et al [31] ont introduit l'analyse spectrale de puissance de la HRV pour évaluer quantitativement battement par battement le contrôle cardiovasculaire. Depuis lors, un nombre important de travaux de recherches dans diverses disciplines a montré l'importance clinique et physiologique de l'étude de la HRV. Parmi ces travaux, ceux de Kleiger et al. en 1987 concernant la diminution de la variabilité de la fréquence cardiaque après l'infarctus aigu du myocarde [32], ceux de Bigger et al. sur la mesure du domaine spectral de la HRV après un infarctus de myocarde [33] et ceux de Malliani et al. en 1992 sur la régulation neuronale cardiovasculaire dans le domaine spectral [34].

2.3 Prétraitement et filtrage du signal ECG

Sur tout enregistrement électrocardiographique il peut apparaître des évènements indésirables pouvant brouiller le signal ECG. En pratique, ces perturbations dans le signal ECG induisent, dans la série RR issue de ce signal cardiaque, des variations brutales de très faible durée couramment appelées artefacts. Les artefacts dans une série RR peuvent se traduire par un unique échantillon erroné ou par une pluralité d'échantillons successifs erronés.

Pour ces raisons, pour obtenir une information correcte, il est primordial d'éliminer ces artefacts avant de réaliser les calculs de la variabilité cardiaque.

2.3.1 Les différentes perturbations présentes dans l'ECG

Les perturbations causant des artefacts dans la série RR peuvent être physiologiques (peau, muscle, respiration, etc.) ou environnementales (courant de secteur, les interférences électromagnétiques, le placement de l'électrode etc).

Une trop forte variation de la ligne de base peut empêcher de discerner une anomalie de type sur- ou sous-décalage du segment S-T par exemple.

Parmi les types de bruits observables sur un ECG, on peut citer :

2.3.1.1 La dérive de la ligne de base

On appelle ligne de base la ligne isoélectrique du cœur, elle correspond au tracé qui serait observé sur un ECG si le cœur n'avait aucune activité électrique. La figure 2.1 montre un exemple de dérive de ligne de base sur un ECG.

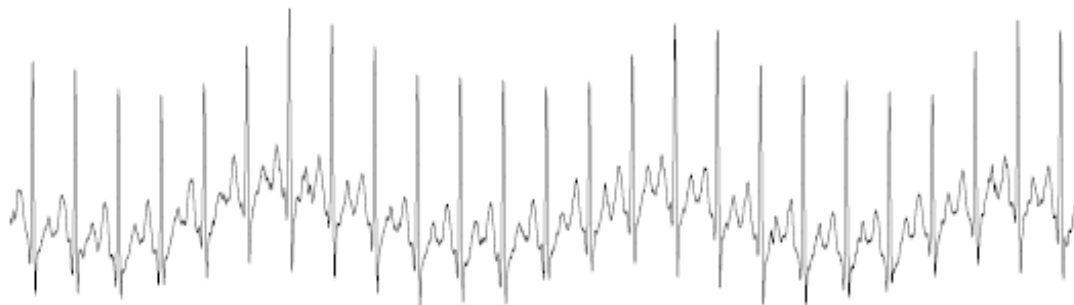


Figure. 2.1 : Exemple d'ECG présentant une dérive de la ligne de base.

Lorsque l'ECG est effectué en cabinet, ou au cours des périodes d'enregistrement nocturne, cette ligne est généralement horizontale car le patient n'effectue aucun mouvement et le signal est peu perturbé par le bruit extérieur. En revanche, pendant la journée, lors d'un enregistrement ambulatoire (Holter) ou à l'effort, les mouvements du patient modifient les positions relatives des électrodes, de sorte que cette ligne présente un tracé ondulatoire. La ligne de base est un type de perturbation physiologique [35] en raison de divers facteurs tels que, la ventilation pulmonaire, la transpiration (qui modifie l'impédance du contact peau-électrodes), ou des mouvements involontaires du patient qui peuvent entraîner des pauses occasionnelles du contact peau-électrodes [36, 37]. Les composantes fréquentielles de la dérive de la ligne de base sont habituellement inférieures à 0,5 Hz et limitées à 2 Hz [36, 23].

2.3.1.2 Interférence d'un signal à 50 Hz

Généralement les signaux sont entachés du bruit lié au réseau électrique. En France, il s'agit d'un courant alternatif de tension 220V et de fréquence 50Hz. Cette fréquence est la cause principale du bruit. Elle se retrouve dans toutes sortes d'appareils électriques et est donc toujours détectée. Ce bruit peut causer des erreurs dans la recherche de fréquences spécifiques, donc nécessité de filtrer ce bruit. Un exemple d'ECG modifié par ce type de bruit est présenté par la figure 2.2.

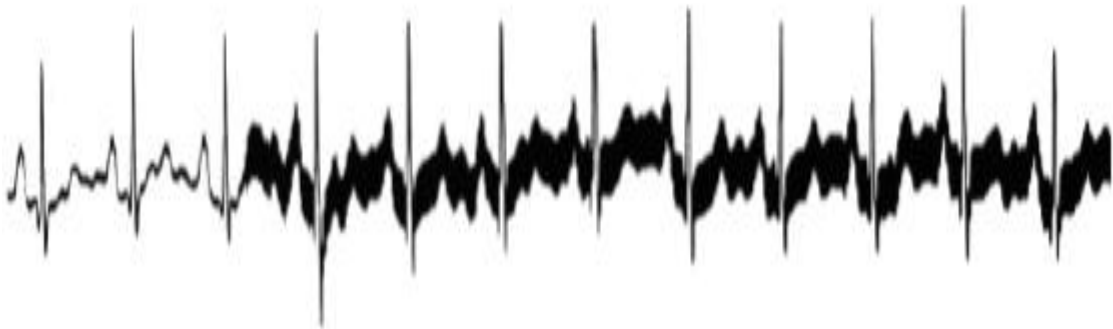


Figure. 2.2 : Exemple d'ECG présentant des interférences 50Hz.

Ce type de perturbation est difficile d'éviter, malgré un blindage des câbles reliés aux électrodes [38]. Ce type de perturbation est encore plus gênant quand le signal ECG original est de l'ordre de microvolts (patients âgés) [23].

2.3.1.3 Interférence d'origine électromyographique (EMG ou musculaire)

Ce type de bruit correspond à un type de perturbation d'origine biologique [37].

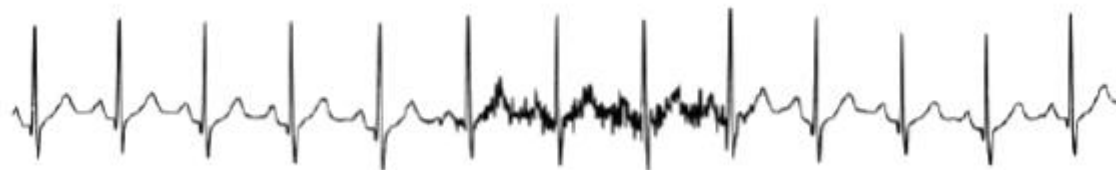


Figure. 2.3 : Exemple d'ECG présentant des interférences d'origine électromyographique.

La figure 2.3 montre que des mouvements du patient peuvent modifier le signal d'où une difficulté dans les cas d'examen où les patients ne restent pas immobiles (jeunes, enfants, parkinsoniens, etc.). Ce bruit de l'EMG se présente de façon chaotique et les composantes fréquentielles du bruit de l'EMG peuvent être trouvées dans toute la bande passante d'intérêt, chevauchant alors la bande fréquentielle de l'ECG [39, 40].

2.3.2 Les méthodes de filtrage de l'ECG

Nous introduirons dans cette partie quelques méthodes de la littérature [23].

2.3.2.1 Filtrage de la dérive de la ligne de base

La ligne de base est prise comme référence pour étudier la forme et la hauteur des différentes ondes cardiaques ; cependant, dans l'objectif d'un traitement automatique d'un tel signal, il est impératif de l'identifier précisément pour fixer le "zéro". L'élimination de cette ligne de base est nécessaire pour limiter les déformations morphologiques des ondes de l'ECG. Plusieurs types de méthodes ont été rapportés dans la littérature pour éliminer ce type de bruit.

Les méthodes s'appuient souvent sur un filtrage passe-haut, généralement basé sur des filtres à réponse impulsionnelle finie [41, 42]. L'inconvénient majeur de ces méthodes est la distorsion du signal en raison du chevauchement des spectres de l'ECG et de la ligne de base.

Il est impossible de supprimer complètement ce type de bruit avec ces méthodes de filtrage sans provoquer une distorsion du signal [43].

2.3.2.2 Filtrage du signal à 50 Hz (ou 60 Hz)

Ce type de perturbation est caractérisé par un signal de type sinusoïdal de 50 Hz (voire 60 Hz dans d'autres pays) habituellement accompagné de quelques harmoniques. Une méthode

simple de réduire ce type de bruit est d'éliminer une fréquence particulière ou une fine gamme de composantes fréquentielles ; le filtre qui convient alors est appelé filtre Notch ou filtre à bande étroite [44, 45].

2.3.2.3 Filtrage du bruit de l'électromyogramme

Le bruit causé par l'activité musculaire est beaucoup plus difficile à filtrer. La méthode de filtrage la plus utilisée est basée sur le moyennage de plusieurs battements successifs du signal [46, 47].

2.4 Détection du complexe QRS

Le but de l'algorithme de détection est de développer des mesures globales de la HRV, la détection des complexes QRS est d'une importance primordiale dans l'analyse automatique du signal ECG. La détection automatique des complexes QRS est difficile en raison de la morphologie de ces complexes qui varie d'un patient à l'autre, et même chez le même patient, elle varie d'un cycle à l'autre. En outre, d'autres ondes du signal telles que les ondes P et T, et même des perturbations d'origines diverses, ont des caractéristiques semblables à celles des complexes QRS.

La plupart des algorithmes de détection procèdent en deux étapes: une première étape dans laquelle le signal passe à travers un filtre passe-bande qui supprime le bruit et les ondes P et T, le signal subit après une transformation non linéaire, par exemple la dérivation pour identifier les fortes pentes autour de l'onde R, et l'élévation au carré pour quantifier l'énergie des QRS. La deuxième étape consiste en une prise de décision sur la base de critères de seuillage. En général les algorithmes de détection souffrent de deux problèmes majeurs : le premier est que la bande passante du complexe QRS varie d'un patient à un autre et même chez un même patient, d'un cycle à l'autre. La seconde difficulté réside dans le choix du seuil de décision. Le seuil est généralement fixé de manière empirique, des conditions supplémentaires doivent être prises en compte avant la décision finale.

2.4.1 Algorithmes de détection existants

La détection du QRS a fait l'objet de nombreux travaux depuis une trentaine d'années et continue d'être un champ de recherche très actif. On peut ainsi trouver des algorithmes basés sur :

1. la dérivée première [48].
2. les dérivées première et seconde [48, 49].
3. sur des filtres numériques [26, 50, 51].
4. sur des transformations non linéaires [49].
5. la prédiction linéaire [52].

D'autres travaux ont utilisé les réseaux de neurones et les ondelettes [53, 54].

2.4.2 L'algorithme utilisé de Tompkins

Tompkins et al. [65] ont développé un algorithme robuste (figure 2.4) pour la détection des complexes QRS en simple canal de données ECG.

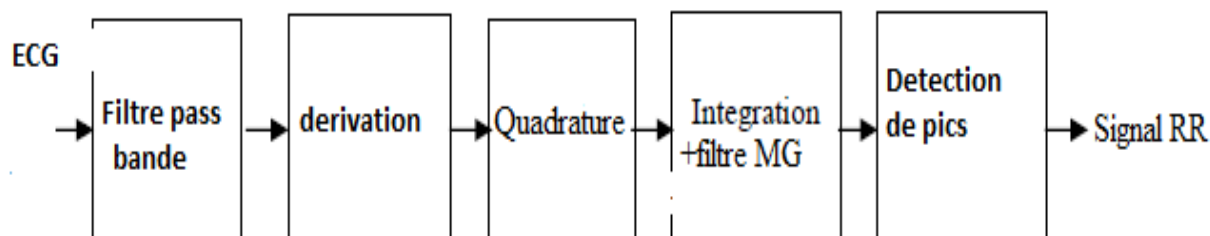


Figure. 2.4 : Algorithme de détection des pics R par la méthode de Tompkins.

Ils ont suivi les étapes suivantes:

1-Filtre Passe bande 5-15Hz composé d'un filtre passe-bas pour supprimer le bruit haute fréquence (comme 50Hz interférence du réseau) et d'un filtre passe-haut pour éliminer les composantes de basse fréquence due à la respiration autour de 1 Hz (voir figure 2.5)

2 - Filtre dérivateur :

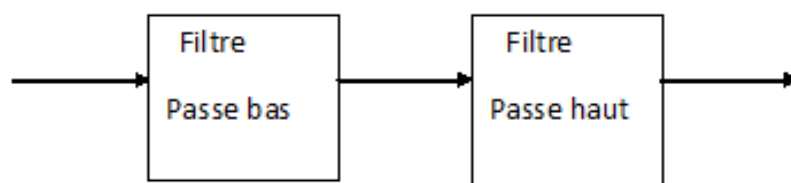
Le circuit dérivateur agit comme un filtre passe haut. Étant donné que le complexe QRS possède les fréquences les plus élevées de l'ECG, la dérivée du signal présente à ce niveau des valeurs maximales élevées.

3- La quadrature: L'objectif de l'élévation en carré est de distinguer entre l'onde R et le reste du signal mis en évidence par la dérivation.

Les ondes de petites amplitudes et la partie négative sont supprimées par contre restent les pics de grande amplitude c'est-à-dire les complexes QRS.

4- Intégration et filtrage à moyenne glissante : L'intégration du signal permet d'obtenir un maximum unique pour chaque complexe. La taille de la fenêtre d'intégration doit être adaptée à la largeur moyenne d'un complexe QRS. Si elle est trop grande, le maximum est décalé en temps par rapport à la position du R (influence de l'onde T) ; si, au contraire, elle est trop petite, plusieurs pics ont été obtenus pour la même taille de l'onde R choisi ici empiriquement, généralement le double de la largeur moyenne d'un complexe QRS.

5-Détection des pics : À l'issue du traitement précédent, le signal disponible possède un maximum absolu pour chaque complexe QRS ; il a également d'autres maxima locaux, de plus faible amplitude. Cette étape consiste donc en une recherche de maxima capable de ne pas prendre en considération les maxima trop faibles qui peuvent correspondre au bruit.



$$H(z) = \frac{(1-z^{-6})^2}{(1-z^{-1})^2} \quad H(z) = \frac{(-1+32z^{-16}+z^{-32})^2}{(1-z^{-1})} \quad (2.1)$$

Figure. 2.5: Fonctions de transfert des filtres passe-bas et passe-haut

Le filtre à moyenne glissante correspond à un filtre dont la sortie peut s'écrire :

$$y[n] = \frac{1}{N_w} (x[n - (N_w - 1)] + x[n - (N_w - 2)] + \dots + x[n]) \quad (2.2)$$

où N_w représente la longueur de la fenêtre du moyennage.

On obtient ainsi en sortie un signal qui renvoie un '1' lorsqu'un pic est détecté, et vaut 0 s'il n'y a pas.

2.5 Intervalle de temps RR

Les battements cardiaques ou les contractions sont causées par la dépolarisation électrique des muscles du cœur. La dépolarisation électrique des différentes parties du cœur peut être observée sur un électrocardiogramme (ECG). Nous sommes intéressés par la dépolarisation des cavités inférieures autrement dits les ventricules, qui créent le complexe QRS [56].

La procédure de base utilisée pour déterminer le rythme cardiaque et ses fluctuations est décrite ci-dessous. Le temps écoulé entre deux battements consécutifs de cœur est défini comme celui entre deux ondes P, alors qu'une onde P décrit la phase de la dépolarisation auriculaire. Dans la pratique, c'est le complexe QRS qui est utilisé pour obtenir la période de temps entre les battements du cœur. Ce complexe est détecté dans l'onde R, parce qu'elle a une amplitude très claire et une meilleure résolution de fréquence que l'onde P, et un rapport signal/bruit encore meilleur. L'intervalle de temps entre les ondes P et R a été supposé et présenté comme étant constant [57].

On peut définir les temps de l'occurrence de deux ondes R consécutives comme $s(t)$ et $s(t+1)$, $t = 1, \dots, N$, l'expression : $x(t) = s(t+1) - s(t)$ est obtenu durant une période de temps en millisecondes. Ce $x(t)$ est appelé la série chronologique de l'intervalle RR ou bien les temps auxquels il se réfère sont appelés tout simplement les intervalles RR. On peut obtenir le rythme cardiaque de la série chronologique [min^{-1}] par la formule :

$y(t) = 1000 \times (60/x(t))$ et dans ce cas le rythme cardiaque moyen sera tout simplement

$$HR = N^{-1} \sum_{t=1}^N y(t) \quad [58]. \quad (2.3)$$

2.6 Le rythme cardiaque

Le rythme cardiaque correspond à la vitesse du rythme cardiaque, plus précisément le nombre de battements cardiaques par unité de temps. Le rythme cardiaque est généralement exprimé en battements par minute (bpm). Le rythme cardiaque peut varier en fonction des besoins physiques du corps, y compris le besoin d'absorber de l'oxygène et de libérer du dioxyde de carbone. Les activités qui peuvent causer des changements comprennent l'exercice physique, le sommeil, la maladie, l'indigestion etc.

Lorsque nous parlons du rythme cardiaque, nous parlons à la fois du lieu de genèse de l'activité électrique du cœur et de la régularité ou non de sa propagation.

L'analyse du rythme cardiaque sur l'électrocardiogramme se fait donc en 2 étapes, vérifiant d'une part la régularité du rythme, d'autre part l'origine du rythme cardiaque qui peut être:

- Sinusal ((l'activité électrique est produite par le nœud sinusal); Ceci se traduit sur l'électrocardiogramme par une onde P identique qui précède chaque complexe QRS.
- Jonctionnel (du nœud atrio-ventriculaire), les complexes QRS sont fins, sans ondes P précédentes le plus souvent.

- Ventriculaire (myocytes ventriculaires) complexe QRS élargi, supérieur à 0,12 sec, pas d'onde P, avec une onde T modifiée.
- Ectopique (foyer auriculaire) Il en résulte une onde P anormale avant un complexe QRS normal.
- Artificiel (pace maker)

Le rythme cardiaque normal varie entre 60 à 100 bpm. La bradycardie se réfère à un rythme cardiaque lent, défini comme inférieure à 60 bpm. La tachycardie se réfère à un rythme cardiaque rapide, définie comme étant en dessus de 100 battements par minute.

Le rythme est dit régulier lorsque l'espace R-R entre 2 complexes QRS consécutifs reste le même sur tout le tracé ECG. Lorsqu'il n'est pas régulier, cela est considéré comme une arythmie. Ces anomalies du rythme cardiaque parfois, mais pas toujours, indiquent une maladie.

Il en résulte de nombreuses circonstances :

- arythmie respiratoire
- extrasystoles
- arythmie complète par fibrillation auriculaire.

Le rythme cardiaque (HR) est un signal non stationnaire; sa variation peut contenir des indicateurs de la maladie actuelle ou des avertissements sur les maladies cardiaques imminentes. Les indicateurs peuvent être présents en tout temps ou peuvent se produire de façon aléatoire pendant certains intervalles de la journée. Il est le temps d'étudier et d'identifier les anomalies dans les données volumineuses recueillies sur plusieurs heures. Par conséquent, l'analyse de la variation de HR au cours du temps est devenu un outil non invasif pour évaluer les activités du système nerveux autonome [59].

2.7 Les erreurs dans la détection et la classification des complexes QRS

Le prétraitement de la série chronologique de l'intervalle RR est toujours précédé par la détection des complexes QRS (Ondes R). La réalisation d'un artefact libre exacte dans une série chronologique de l'intervalle RR, exige une position optimale pour l'électrode. L'enregistrement ambulatoire de l'ECG est exposé à beaucoup de perturbations techniques et physiologiques qu'on ne peut pas les contrôler ou les empêcher facilement, et par conséquent des erreurs dans la détection automatique des complexes QRS ne peuvent pas être toujours évitées. C'est-à-dire, l'exactitude de la détection du QRS peut être affectée, le détecteur peut manquer les complexes QRS normaux ou détecter faussement des événements additionnels dans des intervalles RR normaux. Une onde R manquée mènera à un intervalle, qui est approximativement deux fois

plus long que l'intervalle moyen, alors qu'une détection d'un événement additionnel dans un intervalle normal mènera à deux intervalles plus courts, dont la somme est égale à un vrai intervalle. Malheureusement les combinaisons des détections manquées et fausses existant, ont pour résultat des difficultés dans l'identification de l'artéfact.

En se basant seulement sur les données de l'intervalle RR, il peut être impossible de dire si la cause d'un artéfact est physiologique ou technique. Donc, l'information sur la forme du signal ECG devient nécessaire. Vu l'activité du système ANS, l'origine de l'artéfact n'est pas importante, étant donné que tous les intervalles RR anormaux ne sont pas utiles pour l'analyse. Une revue sur le logiciel de détection du QRS dans la surveillance ambulatoire a été publiée dans [60].

La majorité des algorithmes utilisés avec les dispositifs commerciaux de l'ECG long terme essayent de classifier les complexes QRS détectés selon le type, comme « normal » (c.-à-d. provenant du rythme de sinus) ou « anormal » (ectopique). Les battements ectopiques d'occurrence aléatoire sont fréquemment produits dans les patients normaux ; mais si un battement ectopique est par erreur analysé en tant que normal, un artéfact est induit dans la série chronologique (puisque les intervalles RR liés à un battement anormal diffèrent dans la longueur des intervalles normaux). Ainsi le rôle de cette classification peut être très important. Les erreurs dans la classification de QRS ne sont pas rares, comme il est noté en [61, 62]. Par conséquent les systèmes avec ou sans classification du QRS peuvent exiger de la même manière une correction efficace d'artéfact. Pendant que les battements ectopiques simples peuvent être corrigés pour permettre plus d'analyse, les segments contenant des perturbations pathologiques de rythme sont rejetés. La classification des battements ectopiques, selon leur occurrence dans le temps relative aux battements adjacents, peut former la base pour sélectionner la méthode de correction [63]. Les battements ectopiques peuvent être des extrasystoles : interposées, compensées ou décalées de phase [58].

2.7.1 Les perturbations d'origine physiologique

Les erreurs dans la détection du QRS ont pour résultat des perturbations et des formes d'onde extraordinaires dans le signal ECG mesuré [62, 64]. Les initiations anormales du battement de cœur (battements ectopiques) peuvent mener à une variété de morphologies des complexes QRS et causer des difficultés dans leur classification et leur détection. Les sources des erreurs physiologiques potentielles incluent également : des ondes P ou T anormalement grandes, et potentiels assez semblables aux complexes QRS dans l'amplitude et le contenu de

fréquence qui causent la fausse détection. Les variations de la position du cœur par rapport aux électrodes de mesure et les changements du milieu de propagation entre le cœur et les électrodes, dépendant de la position et de la respiration du patient, peuvent causer : des changements brusques dans l'amplitude du signal ECG et dans la morphologie du complexe QRS, qui mène au manque des complexes QRS, et au décalage de la ligne de base de basse fréquence. La capacité du détecteur QRS de tolérer des variations dans les formes d'onde ECG dépend des critères d'identification eux-mêmes et du prétraitement des données ECG brutes, où la partie la plus essentielle est filtrée [48, 65].

2.7.2 Les perturbations d'origine technique

Comme les changements physiologiques du signal ECG, la tolérance de différentes procédures de détection de QRS peut changer par rapport aux perturbations techniques [48, 65]. Ceux-ci incluent le mouvement des électrodes (relative à la peau et au cœur) ou d'autres changements de la conductivité entre les électrodes et la peau, qui peuvent avoir comme conséquence le décalage rapide de la ligne de base. Les perturbations capacitive ou inductive sont couplées, par exemple l'interférence de la ligne de base et les extra-pics provenant du mouvement des fils ou du déchargement de l'électricité statique (quand les vêtements, la peau, les électrodes et les fils s'échauffent les uns contre les autres en présence de l'air sec et de la peau) peuvent aussi causer des perturbations.

2.7.3 Les problèmes à l'interface électrode -peau

La majorité des perturbations dans la détection automatique du QRS sont reliées à l'impédance d'électrode -peau, puisque la faible conductivité entre les électrodes et la peau diminue l'amplitude du signal ECG et augmente la probabilité des perturbations. Les problèmes à l'interface électrode – peau qui accompagnent les arythmies pathologiques, sont les raisons les plus fréquentes qui causent le rejet d'un grand nombre de segments de donnée de l'intervalle RR dans l'analyse de la HRV. Les problèmes des contacts de l'électrode peuvent être évités si : les électrodes sont correctement attachés, la colle d'électrode est utilisée et les essais sont réalisés au repos. Même aux niveaux de l'activité normale, la colle de l'électrode améliore habituellement la conductivité entre la peau et les électrodes suffisamment pour éviter les problèmes. Le mouvement des électrodes relatives à la peau et au cœur, causé par le mouvement rapide du patient, peut provoquer des changements brusques dans l'impédance électrode -peau ce qui résulte une variation de ligne de base dans le signal ECG mesuré.

Ces problèmes dus au mouvement inévitable des électrodes sont particulièrement fréquents dans les tests d'exercice, et sont accentués si les électrodes sont mal fixés ou le patient a une impédance de peau exceptionnellement élevée.

Plus l'impédance de l'électrode-peau est grande, plus le changement de l'impédance relative requis est petit, ce qui résulte un décalage important dans la ligne de base du signal ECG, et si l'impédance de la peau est extraordinairement grande, il peut être impossible de détecter correctement les complexes QRS en présence du mouvement de corps. Dans ces cas-là les décalages brusques de la ligne de base peuvent être d'une telle amplitude qui mène à la saturation de l'amplificateur de tension où confond le contrôle de gain automatique (AGC). L'impédance de l'électrode -peau dépend en grande partie de : l'électrode, du type de l'électrolyte utilisé, des propriétés de la peau du patient et de la fréquence de mesure. Si la peau est sèche, l'impédance de l'électrode -peau peut dépasser plusieurs centaines de kilo ohms aux fréquences en- dessous de 100 hertz.

Si l'impédance de l'électrode-peau est grande, une distribution des charges et de différence de potentiel peut être produite des deux côtés de l'interface ou entre les électrodes. L'origine d'une telle différence de potentiel peut être un potentiel réglé par l'électrode ou une distribution locale des charges inégale sur la surface de la peau produite, par exemple, par l'électricité statique. Quand un changement d'impédance intervient à l'interface de l'électrode -peau, les différences de potentiel conduisent un courant dans le circuit électrode -peau –tissu –peau - électrode, et une variation dans la tension est mesurée par l'amplificateur de différence. En raison de la forme transitoire du courant et de la propriété passe-haut de l'amplificateur ECG, la ligne de base revient à l'état normal après quelques temps. Une fois que l'impédance de la peau devient réduite en raison de l'activité de la glande sueur, des décalages de la ligne de base ne sont plus produits. En plus de l'élimination de ces changements d'impédance, la conductibilité améliorée met une fin aux effets défavorables de l'électricité statique, parce que les charges sont rapidement égalisées au-dessus de la surface du corps et sur les électrodes [66] Un autre abaissement de l'impédance a eu lieu en raison de l'hydratation de la peau [58].

2.8 L'impact des erreurs de détection des pics R sur le signal HRV

Les erreurs de détection des pics R vont causer des erreurs dans le calcul de la HRV. La HRV est très sensible aux artefacts et aux erreurs qui se traduiront par des biais non désirés dans les calculs de la HRV ou de la distorsion du spectre de la HRV. Pour garantir des résultats précis, il est donc essentiel de corriger les artefacts et les erreurs des intervalles RR appropriées

avant d'effectuer toute analyse de la HRV. Nous étudierons les impacts de ces erreurs sur le signal HRV

2.8.1 L'impact de l'erreur due à l'utilisation du filtrage passe haut

Les méthodes standards de détection par seuillage sur l'ECG, ou après application d'un filtre linéaire passe-haut, ou bien les méthodes de détection par dérivation et seuillage, sont souvent appliquées. Elles sont assez précises dans les cas les plus simples, comme dans le cas des expériences courtes et de signaux ECG stationnaires. Cependant, l'application d'un filtre passe-haut modifie le signal ECG et par conséquent altère les instants d'apparition des pics R et le calcul des intervalles R-R est donc faussé.

2.8.2 L'impact de l'erreur due à la méthode de suppression de la dérive de la ligne de base

Pour minimiser les déformations morphologiques des ondes de l'ECG, Il est essentiel de supprimer la dérive de la ligne de base.

Pour exemple, à cause de la dérive de la ligne de base, une onde T pourrait être plus haute que le pic de l'onde R et donc sera détectée comme onde R. Les dérives de basses fréquences sont causées en général par la respiration ou les mouvements du patient.

Plusieurs types de méthode ont été utilisées pour éliminer ce type de perturbation. Ce travail est souvent réalisé à l'aide du filtrage passe-haut, généralement basé sur des filtres à moyenne glissante [67]. Le plus grand inconvénient de ce type de méthodes est la distorsion du signal due au chevauchement des spectres de l'ECG et du bruit. Concrètement, il s'avère impossible d'éliminer complètement la dérive de la ligne de base sans provoquer une distorsion du signal ECG avec ces méthodes de filtrage [68].

Pour éviter ce problème nous avons utilisé la méthode de soustraction du signal lissé par application d'un filtre médian car elle crée un filtre passe-bas non linéaire capable de supprimer ces variations de la ligne de base, sans pour autant déformer les pics R. En effet, le signal soustrait au signal original est une version filtrée passe-bas ne présentant aucune trace de complexes QRS ; le signal obtenu après soustraction ne présentera donc pas de distorsion dans la détection des intervalles R-R.

De plus, elle permet d'utiliser ensuite une détection par simple seuillage.

Enfin, cette méthode permet une détection précise des pics R, même dans le cas de signaux ECG complètement non stationnaires [69].

2.8.3 L'impact de l'erreur due aux battements anormaux

Il est important d'identifier et traiter de manière adéquate les battements anormaux, car ils peuvent tromper les interprétations de la variabilité du rythme cardiaque. Un battement anormal peut être éliminé par une interpolation ou des analyses peuvent être limitées à des segments de données qui sont exempts de ces anomalies. Les enregistrements avec un taux élevé de battements ectopiques, peuvent toutefois ne pas être adaptés à des analyses de séries chronologiques. Dans tous les cas, les approches spécifiques et procédures pour traiter les battements anormaux doivent être clairement spécifiés, et leurs contributions potentielles aux résultats doivent être considérées. [70].

2.9 Le signal HRV

Le rythme cardiaque instantané et la durée de l'intervalle RR est une conséquence d'interaction constante entre l'activité intrinsèque du nœud sinusal et l'influence du système nerveux autonome, diverses substances circulant dans le sang et présentes dans les tissus cardiaques. La respiration semble être le facteur le plus important de moduler le rythme cardiaque.

Ce phénomène rythmique est connu comme l'arythmie sinusale respiratoire (RSA). Il provoque une augmentation du rythme cardiaque pendant l'inspiration et une décélération lors de l'expiration. Les variations dans la pression artérielle modulée par le baroreflex sont un autre exemple d'un système distinct régulation du rythme cardiaque.

Le contrôle du rythme cardiaque est modulé simultanément par les branches sympathique et parasympathique du système nerveux autonome ainsi que par beaucoup d'autres reflexes autonomes.

Tous ces systèmes et réflexes sont responsables de l'évolution de la durée de l'intervalle RR d'un battement à l'autre et ce phénomène est appelé la variabilité du rythme cardiaque (HRV). [71].

La variabilité du rythme cardiaque (HRV) est un système fiable reflétant de nombreux facteurs physiologiques modulant le rythme normal du cœur. En fait, ils fournissent un moyen puissant d'observer l'interaction entre le systèmes nerveux sympathique et parasympathique. Cela montre que la structure générant le signal n'est pas seulement linéaire, mais implique également des contributions non linéaires.

L'analyse de la variabilité du rythme cardiaque dépend de l'intégrité du signal ECG et la précision de la détection de l'onde R, la précision de la détection de l'onde R déterminera la résolution de base d'évaluations de la variabilité et limite la taille des écarts expérimentaux qui peuvent être détectés.

2.10 Les caractéristiques et propriétés du signal HRV

2.10.1 Les caractéristiques du signal HRV

Grâce à des systèmes de contrôle complexes de la HRV, il est à présumer que les caractéristiques de la HRV. Par exemple, les PSD et les fréquences des bandes LF et HF varient dans le temps. Surtout, les changements dans les conditions physiologiques peuvent produire des variations significatives. Par exemple, dans le test orthostatique, le patient était en position couchée sur le dos (SUPINE) : la variation haute fréquence est généralement forte, souvent supérieure à la variation basse fréquence. Lors du passage à la position debout (TILT) une forte diminution immédiate de variation HF et une augmentation plus progressive en variation LF a été observée (Keselbrener et Axelrod, 1996) [19].

A la position TILT, le rythme cardiaque commence à augmenter pour compenser la diminution de la pression artérielle.

2.10.2 Les propriétés du signal HRV

- Le signal HRV n'est pas régulier.
- La nature non-linéaire de la HRV.
- Le signal HRV est corrélé avec d'autres signaux physiologiques tels que la respiration et la pression sanguine.
- Le signal HRV dépend du sexe, de l'âge et de l'état physiologique du patient.

2.11 Les difficultés d'analyse du signal HRV

Dans le contexte des signaux cardiaques, nous sommes confrontés à plusieurs difficultés :

- La non stationnarité du signal de variabilité cardiaque, même à court terme,
- La présence des artefacts.
- Le choix de la fréquence d'échantillonnage des enregistrements des intervalles RR.
- La suppression de tendance
- Les changements non périodiques des intervalles RR

Toutes ces difficultés rendent les estimations de la DSP par les différentes méthodes systématiquement erronées. Ce type d'analyse permet d'obtenir des résultats significatifs même avec un nombre d'intervalles RR faible.

2.11.1 La non stationnarité du signal HRV

L'analyse du signal HRV suppose que les données se montrent au moins de faible stationnarité, avec une moyenne et variance stable durant tout l'enregistrement. La stationnarité est une question problématique parce que les violations des données de la période cardiaque réelle peuvent être assez communes. Il est important de minimiser la non-stationnarité possible en maintenant un contexte de test constant et contrôlé. Une approche pour réduire ce problème résiduel est de choisir des segments de données de courte durée pour l'analyse. Une inquiétude sur cette approche est que la prédominance de non-stationnarité peut avoir des échantillons qui ne sont pas représentatifs de données comme une totalité pour le résultat. Une approche alternative est d'enlever les tendances de non-stationnarité plus lente basée sur des modèles linéaires ou complexes (polynomial). Le but est que le rythme cardiaque lui-même peut varier en fonction du temps. Cependant, Cette non stationnarité inhérente ne peut pas être enlevée ou extraite. Les approches pour résoudre ce problème incluent l'analyse des époques courtes et multiples obtenues avec une certaine stationnarité raisonnable ou explicitement l'usage des approches conçues pour caractériser les signaux non stationnaires (distribution de Wigner modifiée, periodogrammes en mouvement, la TFCT et la transformée en ondelettes).

En conclusion, on peut dire qu'en tenant compte de ces exigences et recommandations déjà citées, l'analyse de la variabilité du rythme cardiaque sera prise avec une grande importance afin d'avoir des résultats corrects et qui peuvent servir à de meilleures interprétations.

2.11.2 Le choix de la fréquence d'échantillonnage

Il semble évident que la fréquence d'échantillonnage du signal ECG va jouer un rôle important dans les analyses de la HRV. L' « American Heart Association » recommande en particulier d'effectuer les enregistrements de l'ECG à une fréquence de 500 Hz avec une résolution de 12 bits.

L'étude menée par Merrie [72] nous montre que l'erreur sur la DSP due à une trop faible fréquence d'échantillonnage peut être critique et qu'il faut absolument en tenir compte dans le protocole expérimental.

Dans le cas le plus simple, où la position des pics R est obtenue du signal ECG sans faire d'interpolation, la DSP de l'erreur due à la fréquence d'échantillonnage est modélisable et sa DSP vaut :

$$DSP_{F_e}(f) = \frac{F_e^2}{6} [1 - \cos(2\pi f)] \quad (2.4)$$

où F_e représente la fréquence d'échantillonnage de l'ECG.

-L'erreur sur l'estimation de la DSP est additive et se comporte comme un bruit dominant en hautes fréquences :

-L'erreur due à la fréquence d'échantillonnage est en moyenne nulle mais que son influence augmente pour les hautes fréquences.

-Cette erreur sera d'autant plus forte que la fréquence d'échantillonnage de l'ECG est faible.

L'erreur sur les mesures spectrales sera plus forte si les composantes fréquentielles sont décalées vers les hautes fréquences.

La fréquence d'échantillonnage doit être correctement choisie. A la faible fréquence d'échantillonnage peut produire une instabilité dans l'estimation de localisation de l'onde R qui modifie le spectre considérablement. La plage optimale est de 250-500 Hz ou peut-être encore plus élevé, tandis que la fréquence d'échantillonnage inférieur (100 Hz) peut se comporter de manière satisfaisante que si un algorithme d'interpolation (par exemple parabolique) est utilisé pour préciser la localisation de l'onde R [73].

Même avec une période d'échantillonnage adéquate, l'onde R peut être dégradée par le bruit dans le signal d'entrée. Un algorithme de détection du pic R améliorera la localisation du point stable. Une résolution totale du système d'enregistrement entier de 2 à 4 ms est adéquate pour la plupart des applications, mais une résolution de 1-2ms est préférable pour les rythmes de niveau d'amplitude faible. Le système de l'enregistrement entier devrait être étalonné à des intervalles réguliers.

2.11.3 La suppression de la tendance

Appelée en anglais « detrending » c'est la suppression de la moyenne et des dérives lentes du signal. En d'autre terme, la suppression des composantes VLF et ULF du signal HRV. Une telle rectification du signal HRV permet d'améliorer la stationnarité du signal et de réduire les interférences entre la bande LF et VLF. Ces interférences sont dues à la puissance contenue dans la bande VLF. Cette amélioration est malheureusement accompagnée d'une déformation de la DSP mesurée à cause de la suppression de la bande VLF et ULF.

Une première méthode proposée dans [74] consiste à faire coïncider au mieux un polynôme d'ordre 1 à 5 au signal à analyser puis de le retrancher du signal à analyser. La seconde méthode consiste à « régulariser » le signal. Les auteurs décrivent cette méthode comme un filtre passe haut dont les caractéristiques sont variables dans le temps.

L'élimination de la tendance peut influencer sur les éléments inférieurs du spectre. Il est conseillé de vérifier la réponse en fréquence du filtre et vérifier que les composantes spectrales d'intérêt ne sont pas significativement affectées [73]

2.11.4 La présence des artéfacts dans les séries de temps de l'intervalle RR

Quand l'activité du système nerveux autonome (ANS) est évaluée en termes de la HRV, les variations dans le rythme de sinus du cœur et la série chronologique de l'intervalle RR analysée devraient contenir seulement des intervalles RR normaux. Les intervalles RR obtenus à partir des enregistrements ambulatoires, incluent souvent des intervalles anormaux, qui ne représentent pas le rythme de sinus et ne diffèrent pas dans la longueur des intervalles RR normaux. Ceux-ci peuvent résulter des perturbations dans le rythme (battements ectopiques) ou des erreurs dans la détection des complexes QRS d'origine technique ou physiologique. Ces artéfacts mènent à des faux points de transition dans les séries chronologiques de l'intervalle RR résultante. Le calcul des indices de la HRV peut être défavorablement affecté, même par la présence d'un petit nombre de telles transitions. En plus des points de transitions à haute fréquence, les changements non -périodiques à basse fréquence du rythme de sinus (les réponses physiologiques ou émotives normales du cœur, qui sont facilement produites dans les enregistrements à long terme), peuvent avoir des effets nuisibles sur certains indices de la HRV. Comme la HRV augmente d'importance, plus d'efforts sont faits sur les mesures de la HRV pour comprendre les effets des artéfacts et les techniques de traitement d'artéfact [75, 76, 61, 62]. Si le nombre de points de transition d'une série chronologique de l'intervalle RR est

petit, il est possible de les rejeter ou de les corriger, pour obtenir un signal régulier conforme aux intervalles RR normaux. Les segments de données qui contiennent des artéfacts fréquents, devraient être rejetés avant de continuer l'analyse. Dans l'étude de la fiabilité et de la reproductibilité de différentes approches de la HRV, nous devons prendre en considération : la quantité de données rejetées, les critères de détection d'artéfact et les techniques de correction utilisées.

2.11.5 Les changements non périodiques des intervalles RR

Les méthodes d'analyse mathématiques conventionnelles telles que l'écart type, la corrélation et l'analyse de spectre de puissance présupposent que les données sont stationnaires dans le sens large. Ceci signifie que dans le cas de l'analyse de la HRV le rythme de sinus du coeur peut être rapproché en tant que stable. Cette approximation garde le meilleur sur une période courte et dans des conditions équilibrées. En plus des points transitoires mentionnés précédemment, des changements non -périodiques du rythme de coeur peuvent diminuer la stationnarité du signal et résultent des effets nuisibles sur les indices de la HRV. Des changements non périodiques peuvent être induits dans la série chronologique de l'intervalle RR par des réponses normales du coeur à l'activité physique, au stimulus émotif ou aux réflexes de diverses manières.

Le problème posé est de corriger les anomalies d'une série chronologique de l'intervalle RR. Une procédure de correction devrait être utilisée pour les battements ectopiques, puisqu'ils ne diffusent pas l'information sur le rythme de sinus, mais la nécessité de corriger les changements non périodiques dans le rythme de sinus (par exemple par l'enlèvement des changements dans la tendance de HR, dépend largement de l'application et des indices mathématiques de la HRV utilisés. Quand la variation de jour -à-jour doit être étudiée chez un patient simple, par exemple, il est important de faire le detrending de la série de données de sorte que les statistiques concernant les paramètres fréquence -occurrence puissent être comparées. Si les méthodes conventionnelles sont employées, la correction des changements non périodiques du rythme de coeur est préférée, puisque les séquences non stationnaires approximatifs dans les données de l'intervalle RR peuvent biaiser les résultats de l'analyse. Le detrending est habituellement appliqué pour réduire les effets des changements non périodiques à basse fréquence des intervalles RR.

2.12 Le modèle du signal HRV et les erreurs de modélisation

2.12.1 Le modèle du signal HRV

La modélisation des signaux dont la dynamique varie au cours du temps est très complexe à résoudre, car la difficulté réside dans la nature des non-stationnarités affectant le signal. La plupart des signaux dans la nature sont non-stationnaires tels que ceux rencontrés dans le domaine de la parole, de l'acoustique ou génie biomédical qui est notre cas d'étude.

La modélisation des signaux demeure un outil efficace pour leur représentation.

En général, il y a deux étapes en modélisation, en premier il faut choisir une bonne forme paramétrique pour le modèle [68]. La deuxième étape est de trouver les paramètres de ce modèle qui donnent la meilleure approximation du signal. Il y a toutefois, différentes manières pour définir ce problème d'approximation, et plusieurs techniques pour trouver les paramètres. Pour cela, pour développer une méthode de modélisation d'un signal, il faut trouver un modèle efficace pour tirer les paramètres des données.

2.12.1.1 Les modèles plus utilisés

Ils existent plusieurs méthodes de modélisation basée sur des techniques linéaires, qui utilisent le spectre d'énergie tel que les modèles AR et MA dont les paramètres sont estimés avec les méthodes de Yule-Walker ou Burg [68], le modèle IPFM etc. Parmi ces modèles :

a. Le modèle autorégressif

La théorie du modèle autorégressif est bien connue dans le traitement du signal. Cette modélisation est très utilisable car il est démontré que toute série peut être représentée par un modèle AR si l'ordre du modèle est choisi suffisamment grand.

Concrètement, la modélisation AR d'ordre p considère que le signal observé y à un instant n est une combinaison linéaire des observations aux p instants précédents avec un bruit blanc ε additionnel de variance σ^2 .

$$y(n) = \sum_{k=1}^p a_k y(n-k) + \varepsilon(n) \quad \text{avec } a_0 = 1 \quad (2.5)$$

La DSP de y est obtenue via la fonction de transfert en z du modèle. La transformée en z de l'équation aux différences s'écrit:

$$H(z) = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^p a_k z^{-k}} = \frac{1}{\sum_{k=0}^p a_k z^{-k}} \quad (2.6)$$

Comme $H(f)=H(z)$ avec $z=e^{j2\pi f k}$ et que pour un filtre linéaire et invariant dans le temps nous avons :

$$DSP_y(f)=|H(f)|^2 DSP_\epsilon(f)=\sigma^2 |H(f)|^2 \quad (2.7)$$

d'où

$$DSP_y(f)=\frac{\sigma^2}{\left|\sum_{k=0}^p a_k e^{-j2\pi f k}\right|^2}=\frac{\sigma^2}{\left|A(z).A^*\left(\frac{1}{z^*}\right)\right|_{z=e^{j2\pi f}}} \quad (2.8)$$

Les paramètres du modèle sont l'ordre p , les p coefficients du modèle ainsi que l'erreur de prédiction linéaire de variance σ^2 .

Le choix de l'ordre du modèle autorégressif

Il semble évident que le choix de l'ordre du modèle est un paramètre critique de la méthode AR.

Comme chaque méthode d'estimation des coefficients d'un modèle AR est d'autant plus gourmande en temps de calcul que l'ordre de modélisation est grand, il est important de voir quel est l'ordre minimal à utiliser pour obtenir une modélisation fidèle du processus stochastique à étudier avec un minimum de temps de calcul.

Actuellement, les critères les plus couramment utilisés pour le choix de l'ordre du modèle sont le Critère d'information de Akaike (AIC) et le l'erreur de prédiction finale (FPE), le MDL etc.

- **Le critère FPE** : propose de mesurer la puissance de l'erreur de prédiction $\hat{\rho}$ de manière exhaustive pour tous les ordres possibles et de choisir le nombre de pôle minimisant cette erreur pour la séquence à analyser.

L'ordre p optimal au sens du FPE est donné par :

$$FPE(p) = \frac{N+p}{N-p} \sigma^2(p) \quad (2.9)$$

$$p_{optimal} = \text{arg}_{p \geq 1} \left(\min(FPE(p)) \right)$$

où N est le nombre d'échantillons du signal.

- **Le critère AIC** : cherche quant à lui à mesurer l'erreur introduite sur la densité de probabilité associée au signal à modéliser par un modèle AR d'ordre p .

L'ordre p optimal est donné par :

$$AIC(p) = N \log(\sigma^2(p)) + 2p \quad (2.10)$$

$$p_{optimal} = \operatorname{arg}_{p \geq 1} \left(\min(AIC(p)) \right)$$

• **Le critère Minimum Description Length (MDL):**

$$MDL(p) = \frac{p \log(N)}{N} + \log(\sigma^2) \quad (2.11)$$

$$p_{optimal} = \operatorname{arg}_{p \geq 1} \left(\min(MDL(p)) \right)$$

b. Le modèle IPFM

Le modèle IPFM qui est l'acronyme anglais pour « Integral pulse frequency modulation », signifie 'modulation du rythme cardiaque via l'intégration d'un signal de type distribution de Dirac. Le modèle IPFM est un modèle basé sur des considérations physiologiques [77]. C'est en partie ce qui fait son intérêt en plus d'être un modèle offrant la possibilité d'avoir de meilleurs résultats d'analyse fréquentielle (grâce entre autre à sa capacité à analyser des signaux non stationnaires).

Ce modèle part du fait que le coeur bat naturellement à une fréquence fixe s'il n'est pas branché au système nerveux autonome. Le système nerveux autonome envoie au coeur des trains d'impulsions. Lorsque le nombre de pulses arrivés au coeur atteint un nombre critique, un battement cardiaque est déclenché et le comptage des pulses recommence à zéro.

L'IPFM considère un signal modulant ($m(t)$) dont la fréquence fondamentale est très inférieure à la fréquence moyenne du rythme autonome du noeud sinusal. L'activation du coeur est définie par les instants t_k :

$$t_k = \left\{ t \mid \int_{-\infty}^t \frac{1+m(\tau)}{T} d\tau = k, k \in Z \right\} \quad (2.12)$$

Où T désigne la période moyenne entre deux battements. $m(t)$ est le signal modulant défini comme étant à moyenne nulle, $|m(t)| \ll 1$ et à support fréquentiel fini.

Ce modèle peut être généralisé par la formulation :

$$x = \int_0^{t(x)} \frac{1+m(\tau)}{T} d\tau \quad (2.13)$$

Où comme précédemment, T désigne la période moyenne des intervalles RR, $m(t)$ est le signal modulant (défini causal). x est la fonction d'indice, continue en temps : pour l'ensemble des x entiers, un battement cardiaque apparaît. $t(x)$ est l'équivalent en temps continu de t_k de la formule précédente [73].

- **Les signaux relatifs au modèle**

Ce modèle permet de redéfinir les signaux temporels déjà abordés dans les précédents chapitres et définit un nouveau signal nommé le temps cardiaque (heart time) comme l'intégrale d'un signal modulant. La version discrète et la version continue ne diffèrent que par l'utilisation de la formulation discrète ou généralisée.

$$ht(t_k) = kT - t_k = \int_0^{t_k} m(\tau) d\tau \quad (2.14)$$

$$ht(t) = T \times x(t) - t = \int_0^t m(\tau) d\tau \quad (2.15)$$

ht(t) est donc définie comme la mesure de la différence de temps entre le battement métronomique et l'instant réel d'apparition du battement cardiaque, cette différence étant l'intégrale du signal de modulation du rythme cardiaque. De plus, ht(t_k) est la distribution des instants des battements cardiaques non uniformément échantillonnés.

Le rythme cardiaque instantané est redéfini par:

$$hr(t) = \frac{1+m(t)}{T} = \frac{1+ht'(t)}{T} \quad (2.16)$$

Les intervalles RR sont redéfinis par :

$$hp(t_k) = t_k - t_{k-1} \quad (2.17)$$

$$hp(t) = t(x) - t(x-1) = T - ht(t) + ht(t - hp(t)) \quad (2.18)$$

- **Les inconvénients du modèle IPFM**

Ce modèle présente quelques inconvénients. En particulier, ce modèle non linéaire peut introduire des artefacts fréquentiels [73].

2.12.1.2 Le modèle utilisé CGM [78]

La modélisation ou l'ajustement de courbe est une technique d'analyse d'une courbe expérimentale ou réelle, consistant à construire une courbe à partir de fonctions mathématiques et d'ajuster les paramètres de ces fonctions pour se rapprocher de la courbe réelle. on parle donc aussi d'ajustement de paramètres. On utilise souvent le terme anglais curve fitting pour désigner cette méthode .

Pour le spectre ayant la forme de type « pic », on utilise fréquemment des fonctions gaussiennes.

En HRV chacune des deux principales composantes de la densité spectrale de puissance (P_{LF} et P_{HF}) est modélisée comme une forme d'onde gaussienne. Ainsi, la densité spectrale de puissance $i = \{LF, HF\}$ s'écrit:

$$G_i(f) = A_i \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{(f-f_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (2.19)$$

où A_i est le poids, f_i la fréquence du pic et σ_i l'écart type. Il y a maintenant six paramètres à estimer.

En raison de la forte variabilité des données réelles, il est important de limiter les variations possibles du modèle, ainsi pour initialiser les paramètres aussi proches que possible de la solution. Les initialisations des variables ainsi que leurs contraintes liées, pour chaque instant t_0 de temps, sont présentés dans le tableau suivant.

Initialisations	Contraintes
$A_{LF}^{init} = \max_{f \in [0;0.15]} \{GT_s(t_0, f)\}$	$0.9A_{LF}^{init} \leq A_{LF} \leq \infty$
$A_{HF}^{init} = \max_{f \in [0.15;0.5]} \{GT_s(t_0, f)\}$	$0.9A_{HF}^{init} \leq A_{HF} \leq \infty$
$f_{LF}^{init} = \text{Bary}_{f \in [0;0.15]} \{GT_s(t_0, f)\}$	$0 \leq f_{LF} \leq 0.15$
$f_{HF}^{init} = \text{Bary}_{f \in [0.15;0.5]} \{GT_s(t_0, f)\}$	$0.15 \leq f_{HF} \leq 0.5$
$\sigma_{LF}^{init} = \frac{0.15}{6} = 0.025$	$0.02 \leq \sigma_{LF} \leq 0.07$
$\sigma_{HF}^{init} = \frac{0.5-0.15}{6} = 0.058$	$0.02 \leq \sigma_{HF} \leq 0.12$

Tableau 2.1 : Les initialisations et contraintes pour les six paramètres de la méthode CGM

Sachant que la limite entre les bandes LF et HF est de 0,15 Hz, la bande LF est contrainte à 0 - 0,15 Hz et la bande HF est donc égale à 0,15-0,5 Hz. D'autres contraintes assurent l'existence des deux gaussiennes.

Les initialisations pour l'amplitude A_{LF} et A_{HF} sont évidentes. Les fréquences centrales des deux gaussiennes sont prises comme le barycentre (ICF) de la transformée de Gabor, dans la

bande de fréquences appropriée. Les écarts-types sont considérés comme la bande passante respectivement des bandes LF et HF divisé par 6 (il est bien connu que plus de 99% de la puissance des spectres de Gaussienne est présente dans une bande de 6σ autour de la valeur moyenne).

Les fréquences initiales sont les fréquences moyennes dans les bandes LF et HF respectivement assurant une grande robustesse dans un environnement bruité. L'algorithme `trust region` du boîte à outils `curve fitting` de `toolbox` de Matlab a été utilisé pour estimer les six paramètres du mélange des gaussiennes. Une fois que les paramètres sont estimés, le spectre de puissance à basse fréquence est égal à A_{LF} , tandis que le spectre P_{HF} est égale à A_{HF} . Le rapport $k = A_{LF} / A_{HF}$ est utilisé comme un indicateur de la balance sympathovagale [3].

Afin de suivre l'évolution de P_{LF} et P_{HF} , la méthode CGM est appliquée à chaque instant sur le spectre instantané obtenu par la transformée de Gabor.

2.12.2 Les erreurs de modélisation [79]

La modélisation du signal HRV autrement dit l'ajustement de courbe (`curve fitting`) utilise la méthode des moindres carrés lors de l'ajustement de données. L'ajustement nécessite un modèle paramétrique qui relie les données réelles aux données de prédiction avec un ou plusieurs coefficients. Le résultat du processus de l'ajustement est une estimation des coefficients du modèle.

Les statistiques de la qualité de l'ajustement

Après avoir utilisé des méthodes graphiques pour évaluer la qualité de l'ajustement, nous devrions examiner les statistiques de qualité d'ajustement les plus utilisées pour les modèles paramétriques:

- **La somme des carrés de l'erreur (SSE)**

Cette statistique mesure la déviation totale entre les valeurs de la courbe modélisée et les valeurs réelles autrement dit c'est la somme des carrés des résidus.

Le résidu pour la $i^{\text{ème}}$ donnée est défini comme étant la différence entre la valeur y_i de la donnée réelle et la valeur y'_i de la donnée ajustée, et est identifiée comme étant l'erreur associée aux données.

$$r_i = y_i - y'_i \quad (2.20)$$

La somme des carrés des résidus est donnée par :

$$SSE = \sum_{i=1}^n (r_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2 \quad (2.21)$$

Pour obtenir les coefficients estimés, la méthode des moindres carrés minimise la somme des carrés des résidus.

- **La racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)**

Cette statistique est également connu comme l'erreur type d'ajustement . Il s'agit d'une estimation de l'écart type de la composante aléatoire dans les données, et est définie comme

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (2.22)$$

où MSE est l'erreur quadratique moyenne.

Plus que ces statistiques s'approchent de zéro, plus que la modélisation est performante.

- **La statistique R-carré ajustée**

La statistique R-carrée mesure la performance de l'ajustement en expliquant la variation des données. Autrement dit, R-carrée est le carré de la corrélation entre les valeurs de réponse et les valeurs prédites de réponse. Elle est aussi appelé le carré du coefficient de corrélation multiple.

R² est défini comme le rapport de la somme des carrés de la régression (SSR)

et la somme totale des carrés (SST). SSR est défini comme

$$SSR = \sum_{i=1}^n w_i (\widehat{y}_i - \bar{y})^2 \quad (2.23)$$

SST est aussi appelée la somme des carrés autour de la moyenne, et est définie comme

$$SST = \sum_{i=1}^n w_i (y_i - \bar{y})^2 \quad (2.24)$$

où SST = SSR + SSE. Compte tenu de ces définitions, le R-carrée est exprimée en

$$R \text{ square} = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (2.25)$$

R-carrée peut prendre n'importe quelle valeur entre 0 et 1, avec une valeur proche de 1 indiquant qu'une plus grande proportion de la variance est représentée par le modèle, se concentre autour de la moyenne.

Si le nombre de coefficients ajustés augmente dans le modèle, R-carrée augmente même si l'ajustement ne s'est pas amélioré pratiquement. Pour éviter ce problème nous devrions utiliser la statistique R-carrée ajustée, une version améliorée de R-carrée. avec des degrés de liberté

La statistique R-carrée ajustée en anglais « `adjrsquare` » est généralement le meilleur indicateur de la qualité de l'ajustement, elle peut prendre n'importe quelle valeur inférieure ou égale à 1, avec une valeur proche de 1 cette statistique indique un meilleur ajustement [84].

Dans notre travail nous avons utilisé ce dernier car il est un bon indicateur de la qualité de l'ajustement.

2.13 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé le problème de la détection du complexe QRS du signal ECG et les erreurs commises par les méthodes de détection.

Nous pouvons dire qu'en tenant compte de certaines exigences et recommandations, l'analyse de la variabilité du rythme cardiaque sera prise avec une grande importance afin d'avoir des résultats plus précis et qui peuvent servir à de meilleures interprétations.

Chapitre 3

*La quantification et les
interactions de la HRV*

3.1 Introduction

Il existe différentes approches possibles pour quantifier la variabilité cardiaque. On peut à partir des enregistrements Holter, réaliser une analyse temporelle, spectrale ou encore une analyse qui peut combiner les deux basée sur des techniques temps fréquence.

l'objectif de ce chapitre est de présenter l'état de l'art des méthodes d'analyse de l'HRV utilisant des outils de représentation temporelle, fréquentielle et temps -fréquence.

3.2 Etat de l'art des méthodes d'analyse

La HRV est un processus complexe et ambigu. Il a eu de nombreuses méthodes de quantification. Le modèle de la variabilité du rythme cardiaque HRV est constamment affecté par l'influence de l'évolution de neurones du tronc cérébral au cœur. Bien que des changements lents du rythme cardiaque peuvent être influencés par des systèmes sympathiques, les oscillations rapides reflétant la réaction neurale directe du système respiratoire sont véhiculées via le système vagal.

Ainsi, les procédures visant à quantifier la HRV sont essentiels à la fois dans l'extraction physiologique des composantes significatives et dans la création d'un modèle biopsychologique concernant les différences individuelles dans l'activité physiologique du comportement du SNA.

3.2.1 Mesures dans le domaine temporel

L'analyse dans le domaine temporel couvre les méthodes statistiques et géométriques de la variabilité du rythme cardiaque. Les indices statistiques sont calculés sur une base de battement par battement et sont basés sur la racine de la moyenne quadratique euclidienne (RMS) [80].

Les mesures statistiques dans le domaine temporel peuvent être extraites de la mesure directe des intervalles NN (SDNN et SDANN) et de différences d'intervalles NN (RMSDD, SDSD, NN50, pNN50) [3].

L'écart-type de l'ensemble des intervalles RR (SDNN) est l'indice le plus couramment utilisé pour l'analyse de la HRV. Le SDNN peut être calculé pour de courtes périodes entre des durées de 30 s et 5 min (variabilité à court terme) ou calculée pour une longue période (24 heures) en tant que mesure de la variation à long terme [81]. En pratique, il est inapproprié de comparer les mesures SDNN d'enregistrements de durée différente pour cela la durée normalisée des enregistrements a été proposée [3]. Autres indices statistiques couramment

utilisés SDANN (écart-type d'intervalles NN moyennes calculées sur des intervalles de 5 mn dans toute la durée de l'enregistrement) est une mesure de la variation à long terme.

Les mesures les plus couramment utilisées de variation à court terme provenant de différences d'intervalle comprennent RMSSD (racine de la moyenne quadratique des différences des intervalles NN consécutifs), NN50 (nombre de paires d'intervalles NN différant de plus de 50 -ms) et pNN50 (proportion obtenu en divisant NN50 par le nombre total d'intervalles NN).

Dans la méthode géométrique, la distribution des intervalles RR peut être analysée en termes d'histogramme de la série chronologique [82, 83]. L'index triangulaire de la HRV, l'interpolation triangulaire de l'histogramme d'intervalle NN (TINN) et des méthodes basées sur le tracé de Lorentz et ainsi de suite ont couramment utilisé les méthodes géométriques. Les méthodes géométriques sont moins affectées par la qualité des données enregistrées et peuvent fournir une alternative aux paramètres statistiques moins faciles à obtenir. Toutefois, la durée de l'enregistrement doit être d'au moins 20 minutes, ce qui signifie que les enregistrements à court terme ne peuvent être évalués par des méthodes géométriques.

Les mesures statistiques dans le domaine temporel sont faciles à calculer et fournissent des informations pronostiques sur les patients. Les méthodes géométriques offrent également une représentation visuelle précise des données, toutefois, l'analyse peut être sensible au nombre arbitraire de bins choisis pour représenter les données.

Le principal inconvénient des mesures statistiques, est qu'elles ne différencient pas de manière fiable les signaux biologiques distincts. Il existe de nombreux exemples intéressants de séries de données avec des moyennes et d'écart type identiques pour des rythmes fondamentaux très différents [84]. Les méthodes géométriques ont besoin d'un nombre raisonnable d'intervalles NN pour construire le modèle géométrique et par conséquent, ne sont pas appropriées pour les changements à court terme dans la HRV [3]. Dans la pratique, l'enregistrement d'au moins 20 mn (de préférence 24 heures) devrait être utilisé pour assurer la bonne performance des méthodes géométriques [3].

3.2.2 L'analyse dans le domaine fréquentiel

Les données physiologiques de séries chronologiques peuvent être considérées comme une somme d'oscillations rythmiques avec des fréquences différentes. L'analyse dans le domaine fréquentiel fournit des informations de base de façon que la puissance (variance) se répartit en fonction de la fréquence. La conversion du domaine temporel au domaine fréquentiel est rendue possible soit par la transformée de Fourier (méthode non paramétrique) ou avec

l'estimation du modèle autorégressif (méthode paramétrique), les méthodes non paramétriques sont simples et rapides alors que les méthodes paramétriques fournissent des composantes spectrales lisses, un après traitement facile du spectre et une estimation précise de la densité spectrale de puissance (PSD) [3]. Cependant l'inconvénient des méthodes paramétriques, est qu'elles sont plus complexes et nécessitent la vérification de l'adéquation du modèle choisi. Les mesures du domaine fréquentiel ont été largement utilisées pour l'analyse de la HRV [85, 3, 86, 34, 87].

L'analyse spectrale du rythme cardiaque a été réalisée par Sayers [88]. L'analyse spectrale consiste généralement en la décomposition de la série chronologique à une somme de fonctions sinusoïdales d'amplitudes et de fréquences différentes, nous divisons généralement le spectre de puissance du rythme cardiaque dans des bandes spectrales différentes et nous calculons la puissance dans ces bandes. Les mesures de la HRV dans le domaine fréquentiel montre les paramètres les plus fréquemment utilisés et de leurs limites pour l'analyse de la HRV à court et à long terme. Les enregistrements spectraux à court terme sont caractérisés par les paramètres P_{VLF} , P_{LF} et P_{HF} , tandis que les enregistrements à long terme comprennent en plus le paramètre P_{ULF} .

La puissance P_{HF} est synchronisée avec les rythmes respiratoires, principalement liés à l'innervation vagale et peut être déterminée par le rythme de la respiration, l'interprétation de P_{LF} est controversée, certains auteurs considèrent la puissance P_{LF} comme une mesure de modulation sympathique, tandis que d'autres le considèrent comme combinaison d'activités à la fois sympathique et parasympathique. Le consensus est que P_{LF} est sensible à l'activité du nerf sympathique et parasympathique cardiaque. La composante P_{ULF} pourrait refléter les rythmes circadiens et neuroendocriniens et la composante P_{VLF} reflète les rythmes de longue période et est affectée par la régulation de la température et les systèmes humorales.

De nombreux facteurs ont un impact sur les bandes de spectres de puissance HRV dans les cas de santé et maladie. Akselrod et al (1985a) [89] le premier ayant démontré le rôle de l'activité nerveuse sympathique et parasympathique et du système rénine-angiotensine aux changements spécifiques de fréquences dans le spectre de puissance HRV chez les chiens. Plus tard, plusieurs études ont été faites pour évaluer la relation entre le système nerveux autonome et les indices spectraux de la HRV [90, 91, 7, 92, 93]. La modification des mesures de HRV spectrales peut être démontrée d'hypertension [94, 95] pour la maladie coronarienne [96, 97], de l'hypovolémie [98] pour l'insuffisance cardiaque [99, 100, 101] et de l'angine de

poitrine [102]. Pour l'infarctus du myocarde. En outre l'analyse spectrale a été utilisée dans de nombreuses études telles que la neuropathie diabétique automatique.

3.2.3 Représentation temps fréquence

L'analyse spectrale basée sur la transformée de FOURIER (FFT) fournit une bonne description des signaux stationnaires et pseudo - stationnaires.

Malheureusement, cette technique a de nombreuses limitations quand les signaux à analyser sont très non stationnaires [58].

En particulier, la FFT est une analyse par bloc temporel qui suppose le signal échantillonné stationnaire sur toute la durée du bloc.

Cette analyse montre ses limites dès lors où elle ne donne pas la localisation temporelle de ses composantes fréquentielles représentées par les pics du spectre.

Dans ce cas, la solution sera de calculer les spectres instantanés pour chaque pas temporel du signal. Pour cela des techniques ont été développées récemment et ont été démontré qu'elles permettent le suivi des paramètres spectraux instantanés. Les approches de ce type ont également été appelé l'analyse temps-fréquence. Pour une analyse de description des algorithmes et des méthodes proposées, voir [103, 104, 105, 19, 106, 107, 108, 109, 8]. les avantages de ces méthodologies sont associés principalement à la réduction de l'influence de non stationnarités et le suivi des événements cardiaques transitoires survenant dans des enregistrements de long terme.

Pour Cerutti et al. (1989) [105], une procédure de compression de spectres a été implémentée, elle permet de réduire les données spectrales obtenues à partir de 24 heures d'enregistrements ECG ambulatoires. La méthode est basée sur le calcul des estimations spectrales AR pour les segments de l'intervalle RR successifs.

L'analyse spectrale instantanée a été introduite dans l'analyse de la HRV par Lee & Nehorai (1992) [106], et en particulier pour l'analyse des enregistrements ambulatoires 24 heures par Bianchi et al. (1993)[104].

Plusieurs méthodes existent et aucune ne prédomine sur l'autre. Leur utilisation va dépendre de l'application visée et des avantages et des inconvénients de chacune pour faire apparaître les informations recherchées. Parmi les méthodes les plus utilisées :

3.2.3.1 La méthode du modèle AR

Mainardi et al. (1994) [107] ont introduit deux algorithmes pour le suivi récursif des positions polaires d'un modèle AR estimé. Les algorithmes ont été fondés sur l'approche de linéarisation classique et le calcul récursif des racines d'un polynôme (méthode Bairstow).

Une autre variante utilise le filtre RLS pour estimer les paramètres du modèle AR.

3.2.3.2 La transformée de FOURIER à court terme (TFCT)

La transformée de Fourier à court terme (TFCT) est une représentation temps fréquence linéaire utilisée pour présenter des changements dans le signal, qui varient avec le temps,

Si le signal à analyser est non stationnaire, l'idée de la TFCT est de partager ce signal en fractions supposées stationnaires. Pour chaque fraction temporelle, une transformée de FOURIER (FFT) est appliquée. Le signal est découpé au moyen d'une fenêtre (« w ») dont la largeur est choisie de telle sorte qu'elle respecte l'hypothèse de stationnarité.

3.2.3.3 La distribution de Wigner discrète (DWD)

Elle a été appliquée à l'analyse de la variabilité du rythme cardiaque [109, 8], et un algorithme modifié a été proposé pour DWD lissée, les interférences ont été supprimées au moyen d'un lissage temporel qui est assuré par la fonction de lissage et d'un lissage fréquentiel par la fenêtre glissante [109, 8]. Cette approche a été utilisée dans l'étude de l'influence de la respiration sur le rythme cardiaque [8], qui montre sa capacité à estimer les variations spectrales dans la série chronologique non stationnaire des intervalles RR.

3.2.3.4 La transformée en ondelettes (TO)

C'est une autre approche pour l'analyse des séries chronologiques biomédicales. La motivation d'application de la transformée en ondelettes pour l'analyse des signaux d'ECG et du signal HRV réside principalement dans le contrôle de signaux non stationnaires et l'évolution à long terme du spectre de puissance.

En général, plusieurs travaux ont entamé la transformée en ondelettes et ses applications au traitement des signaux biomédicaux [110, 111, 112, 113, 114, 115, 116, 117].

Dans l'ensemble, un intérêt accru est montré dans l'analyse spectrale instantanée ou le contrôle des paramètres spectraux en fonction du temps. Ces techniques semblent offrir des approches pour surmonter l'exigence de stationnarité du signal.

3.3 Les composantes spectrales

3.3.1 Enregistrement court durée

Trois bandes spectrales sont distinguées lors d'un enregistrement de courte durée de 2 à 5 minutes [28, 31, 34, 7, 118]: VLF très basse fréquence, LF basse fréquence et la haute fréquence HF ; la distribution de puissance et la fréquence centrale de la bande HF et la bande LF ne sont pas constantes mais peuvent varier en relation avec des changements en modulation autonome de la période cardiaque [34, 7, 118].

L'explication physiologique de la composante VLF est moins définie, elle peut être due à l'existence d'un processus physiologique spécifique attribué à ce changement de la période cardiaque, les composantes harmoniques qui n'ont pas de propriétés cohérentes, et qui sont affectées par la ligne de base ou la tendance du mouvement, sont acceptées comme majorité qui constituent la bande VLF. Ainsi, la VLF est imposée par l'enregistrement de courte durée (5 minutes) et c'est une mesure douteuse, incertaine et elle doit être évitée quand la DSP de l'ECG courte durée est interprétée.

La mesure des composantes de puissance dans les bandes VLF, LF et HF, est généralement liée à des valeurs de puissances absolues (ms^2), la P_{LF} et P_{HF} doivent être mesurées à des unités normalisées [34, 7] qui présentent une valeur relative à chaque composante de puissance en proportion à la puissance totale moins la composante P_{VLF} . La représentation des P_{LF} et P_{HF} met en évidence les deux activités du système nerveux autonome. En fait la normalisation tend à minimiser l'effet du changement dans la puissance totale sur les valeurs des composantes P_{LF} et P_{HF} .

3.3.2 Enregistrement longue durée

L'analyse spectrale peut être aussi un outil puissant pour l'étude d'une séquence d'intervalles RR dans une période longue durée de 24 heures.

Les résultats montrent souvent une autre composante additionnée aux VLF, LF, HF qui est la ULF (Ultra Low Frequency). Les tableaux ci-dessous regroupent ces différents paramètres avec leurs caractéristiques respectives.

Variable	Unité	Description	Fréquence
Variance	ms ²	La variance des intervalles NN le long de l'enregistrement	≤ 0.4 Hz
P _{VLF}	ms ²	Puissance dans la bande VLF	≤ 0.04 Hz
P _{LF}	ms ²	Puissance dans la bande LF	0.04-0.15 Hz
P _{LF norm}	u.n	Puissance en unité normalisée, P _{LF} / (P _{tot} - P _{VLF})*100	
P _{HF}	ms ²	Puissance dans la bande HF	0.15-0.4 Hz
P _{HF norm}	u.n	Puissance en unité normalisée, P _{HF} / (P _{tot} - P _{VLF})*100	
P _{LF} / P _{HF}		Rapport P _{LF} / P _{HF}	

Tableau 3.1 : Enregistrement de courte durée pour le découpage rigide

Variable	Unité	Description	Fréquence
Variance	ms ²	La variance de tous les intervalles NN	≤ 0.4 Hz
P _{ULF}	ms ²	Puissance dans la bande ULF	≤ 0.003 Hz
P _{VLF}	ms ²	Puissance dans la bande VLF	0.003-0.04 Hz
P _{LF}	ms ²	Puissance dans la bande LF	0.04-0.15 Hz
P _{HF}	ms ²	Puissance dans la bande HF	0.15-0.4 Hz

Tableau 3.2 : Enregistrement de longue durée (24 heures) pour le découpage rigide

Le problème de stationnarité est fréquemment discuté dans l'enregistrement de longue durée. Si le mécanisme responsable de la modulation de la période cardiaque de certaines fréquences qui reste inchangé durant la totalité de la période d'enregistrement, les composantes spectrales correspondantes de la HRV peuvent être utilisées comme des mesures de cette modulation.

Si cette modulation n'est pas stable, l'interprétation des résultats de l'analyse spectrale sera moins définie. En particulier le mécanisme physiologique de la modulation de la période cardiaque responsable de la LF et la HF ne peut être considéré stationnaire durant l'enregistrement de longue durée [76]. Donc l'analyse spectrale d'un enregistrement de 24 heures doit être d'abord effectuée sur des segments de 5 min puis en moyennant la totalité des analyses, nous obtenons l'énergie moyenne de chaque bande (la bande LF et la bande HF) [119, 120].

3.4 Effet de la suppression de la tendance (detrending)

Le Detrending est l'opération statistique ou mathématique d'enlever la tendance de la série chronologique. Elle est souvent appliquée pour supprimer une fonctionnalité qui semble fausser ou obscurcir les relations d'intérêt et est aussi parfois utilisée comme une étape de prétraitement pour préparer des séries temporelles pour l'analyse par des méthodes qui utilisent la stationnarité voir la figure 3.1 un exemple de signal HRV avec detrending.

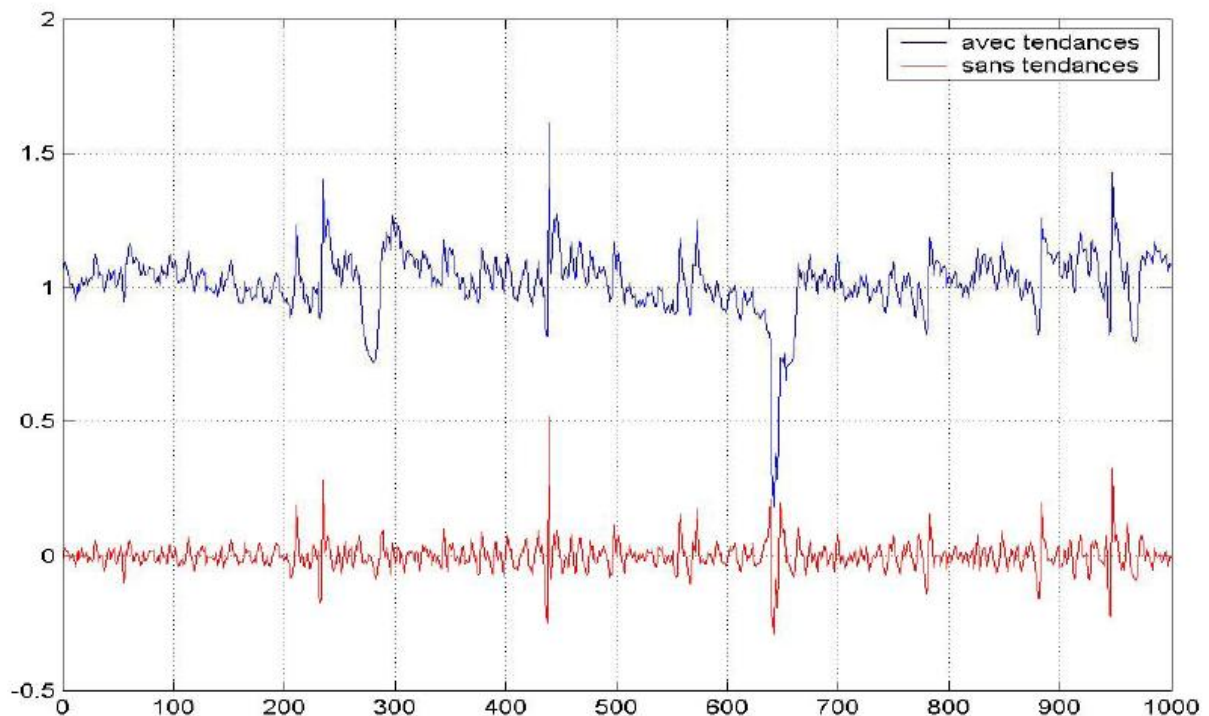


Figure 3.1 : Suppression des tendances du signal HRV.

Le principal effet de telles méthodes de detrending sur les indicateurs temporels est une baisse significative du SDNN. Les autres indicateurs tels que le RMSSD et le pNN50 ne sont pas modifiés significativement [74].

Dans le cas où l'on utilise de tels algorithmes, on validera les résultats obtenus en comparant attentivement les courbes obtenues avec et sans ces algorithmes et ainsi confirmer qu'il n'y a pas eu de dégradation des résultats dans les bandes LF et HF [121].

3.5 La corrélation entre le rythme cardiaque et la HRV

Coumel et al. [122] soulignent que la forte corrélation entre le rythme cardiaque HR et la HRV ne devrait pas être interprétée comme le fait que la HRV est simplement une façon complexe pour mesurer HR. Bien qu'ils soulignent que HR est probablement le meilleur indice de la balance sympathovagale, ils soulignent que la perte de corrélation entre la HRV et d'autres paramètres physiologiques doivent être recherchée comme un signe d'aggravation de l'état du patient. En outre, depuis la HRV a tendance à être une fonction de base du rythme cardiaque, ils suggèrent qu'il pourrait être avantageux de normaliser la HRV en utilisant le HR mais ne suggèrent pas un régime autre que le fait qu'il ne devrait pas être linéaire[55].

3.6 Les signaux physiologiques : le rythme respiratoire et la pression artérielle

3.6.1 Le rythme respiratoire

Le rythme respiratoire est influencé par les mouvements de respiration effectués par le mammifère pour faire pénétrer l'O₂ dans son système respiratoire (les poumons) et en dégager le gaz de rejet : le CO₂. On distingue deux mouvements : l'inspiration, gonflement de la cage thoracique lors de la pénétration de l'O₂, et l'expiration, rétraction de la cage thoracique pour expulser le CO₂.

La plupart (75%) de l'échange d'air effectuée par les mouvements du diaphragme, le reste par le cou et muscles abdominaux .

Le rythme cardiaque et le rythme respiratoire sont très liés, puisque le rythme d'apport d'O₂ va conditionner le travail du cœur. Il semble donc pertinent de mettre ces fréquences en parallèle pour la précision diagnostique de pathologies cardiaques.

L'évolution de la fréquence respiratoire est détectée par la variation de l'amplitude des pics R. En effet, à chaque inspiration, la cage thoracique s'élargit : les électrodes s'éloignent donc du cœur et l'amplitude des ondes recueillies diminuent. Alors qu'à l'expiration les électrodes sont plus proches du cœur et les amplitudes recueillies sont donc plus importantes.

Le rythme respiratoire est un des paramètres vitaux et peut aider à détecter une situation anormale.. Pour le mesurer, il suffit de compter le nombre de soulèvements du thorax pendant une minute : c'est le nombre de cycles respiratoires par unité de temps. Pour la moyenne des sujets adultes et dans des conditions ambiantes normales, la fréquence respiratoire au repos est d'environ 15 mouvements par minute.

L'augmentation du rythme respiratoire, ainsi que l'augmentation du rythme cardiaque, est une réponse normale de l'organisme à l'effort et à augmenter ses besoins en oxygène. Ce rythme respiratoire diminue avec l'âge : respirations /min chez le nouveau-né, 25 respirations / min à 6 ans, 20 respirations / min à 12 ans et 15 respirations / min à l'âge adulte.

L'augmentation de la fréquence respiratoire en dehors de l'exercice physique peut avoir une cause pathologique: l'asthme, où l'on observe une inversion de la durée inspiration-expiration en est un exemple. Il y a aussi un «asthme induit par l'exercice» peut apparaître dans certaines conditions de travail physique [123].

3.6.2 La pression artérielle

La pression artérielle est la pression du sang dans les artères. Nous parlons aussi de la pression artérielle, car cette pression est la force exercée par le sang sur les parois des artères, elle tend à paroi de l'artère.

La pression artérielle est souvent mesurée en centimètres de mercure (cmHg), parfois en millimètres de mercure (mmHg).

Elle est exprimée par deux mesures :

- La pression maximale au moment de la contraction du cœur (systole),
- La pression minimale au moment du « relâchement » du cœur (diastole).

3.6.2.1 Les facteurs physiques influençant la pression artérielle

Il existe de nombreux facteurs physiques qui influent sur la pression artérielle. Chacun peut à son tour être influencé par des facteurs physiologiques, tels que: Le régime, l'exercice, la maladie, la drogue ou de l'alcool, le stress et l'obésité [124]

Certains facteurs physiques sont les suivantes:

- **La quantité de sang** qui est présente dans le corps. Le sang supplémentaire dans le corps, plus le taux de retour du sang vers le cœur et le débit cardiaque résultant. Il y a une certaine relation entre la consommation de sel et l'augmentation du volume sanguin, entraînant potentiellement la pression artérielle élevée, bien que cela varie en fonction de l'individu et dépend fortement de la réponse du système nerveux autonome et le système rénine-angiotensine.
- **La résistance.**

Dans le système circulatoire, il s'agit de la résistance des vaisseaux sanguins. Plus la résistance est élevée, plus la pression artérielle en amont de la résistance du sang circule.

La résistance est liée au rayon du vaisseau (plus le rayon est élevé, plus la résistance diminue), la longueur du vaisseau (plus le vaisseau est long, plus la résistance est élevée), la viscosité du sang, ainsi que le lissage de la paroi des vaisseaux sanguins. Le lissage est réduit par l'accumulation de dépôts graisseux sur les parois artérielles. Substances appelées vasoconstricteurs peuvent réduire la taille des vaisseaux sanguins, ce qui augmente la pression artérielle. Les vasodilatateurs (comme la nitroglycérine) augmentent la taille des vaisseaux sanguins, ce qui diminue la pression artérielle. La résistance, et sa relation avec le débit volumétrique (Q) et de la différence de pression entre les deux extrémités d'un vaisseau sont décrites par la loi de Poiseuille.

- **La viscosité**, ou l'épaisseur du fluide. Si le sang s'épaissit, le résultat est une augmentation de la pression artérielle. Certaines conditions médicales peuvent modifier la viscosité du sang. Par exemple, l'anémie (concentration faible de globules rouges), réduit la viscosité, tandis que la concentration accrue de cellules de sang rouge augmente la viscosité. On avait pensé que l'aspirine et les médicaments connexes »de diluant du sang" ont diminué la viscosité du sang, mais plutôt des études trouvés [125] qu'ils agissent en réduisant la tendance du sang à coaguler.

la pression artérielle est le résultat d'un débit cardiaque accru par la résistance périphérique: la pression artérielle = débit cardiaque x la résistance périphérique. En conséquence, un changement anormal de la pression artérielle est souvent une indication d'un problème affectant la sortie du cœur, la résistance des vaisseaux sanguins, ou les deux. Ainsi, connaissant la pression artérielle du patient est essentiel d'évaluer toute pathologie liée à la production et de la résistance.

3.6.2.2 La variabilité de la pression artérielle

Dans des conditions stables et sans stimulation particulière, la pression systolique ou diastolique n'atteint pas le même niveau d'un battement à l'autre. À l'oscillation fondamentale déterminée par le rythme cardiaque (dite oscillation de premier ordre), viennent se superposer d'autres variations.

L'amplitude des variations spontanées de pression artérielle dépend de l'âge et des conditions de mesure (couché, debout...). Elles sont pour la pression artérielle systolique en moyenne de 5-10mm Hg en position couchée et peuvent atteindre 20- 30mm Hg en position debout.

Les variations induites par un stimulus dépendent de la nature et de l'intensité de la stimulation : un passage de la position couchée à la position debout provoque une baisse

rapide puis une remontée de pression artérielle, accompagnée d'une accélération cardiaque pour compenser les modifications de débit cardiaque. Des événements plus soutenus, comme un test au froid ou un test de stress mental, qui durent plusieurs minutes, induisent des variations de pression artérielle pendant toute la durée du test [126, 127].

3.6.3 Le mécanisme de la HRV avec la respiration et la pression artérielle

Il n'y a pas de relation simple entre HR, la respiration, HRV et BP, bien que certaines mesures de HR et HRV sont souvent (inversement) corrélées. Autrement dit, les stimuli qui augmentent HR dépriment souvent la variabilité de HR à court terme. Inversement, les activités qui provoquent une baisse de la moyenne de HR peuvent augmenter la HRV court terme. Bien que la force de cette corrélation peut changer au cours du temps et d'un individu à un autre [128], il est utile de considérer le système cardio-vasculaire à partir d'un point de vue statique afin d'avoir un aperçu de la relation entre les paramètres cardiovasculaires.

Le système cardiovasculaire est un système à pression contrôlée et donc les facteurs qui influencent les changements dans BP vont également causer des fluctuations dans HR. Chez le patient au repos, les fluctuations pic à pic de BP et HR sont principalement dues aux influences respiratoires et les ondes lentes de Meyer [129, 130] soulignent qu'il ya beaucoup de preuves pour soutenir l'idée que les variations pic à pic RR de HR sont une manifestation d'un oscillateur du système nerveux central qui est entraîné à la fréquence respiratoire à la suite de l'entrée afférente récepteurs broncho-pulmonaires.

Il est généralement admis [130] que le couplage de HR, de la respiration et du cycle cardiaque (le flux de sang autour du corps avec ses pressions qui en découlent) peut être largement expliquée comme suit: La source d'inspiration abaisse la pression intra-thoracique et améliore le remplissage des veines extra thoraciques du côté droit du cœur. Le volume d'éjection du ventricule droit augmente donc et une augmentation conséquente de la pression effective du reste de la faible circulation est observée. L'augmentation de la pression effective dans les veines pulmonaires conduit à une augmentation du remplissage du cœur gauche, et donc à une augmentation du volume d'éjection du ventricule gauche.

La résistance et des capacités hydrauliques de la faible circulation créent un décalage entre l'inspiration et l'augmentation de sortie du ventricule droit et entre l'augmentation de la pression veineuse pulmonaire efficace et le remplissage du ventricule gauche. Une conséquence de ceci est que la modulation du volume d'éjection systolique diminue avec l'augmentation de la fréquence respiratoire (pour une profondeur respiratoire donnée).

En outre, le retard de phase de la variation de volume systolique par rapport à l'oscillation respiratoire correspondante augmente pour des rythmes plus élevés. En réalité, au rythme respiratoire modérément rapide, le BP et le débit systolique chute dans la plus grande partie de l'inspiration.

Par conséquent, la baisse de la pression artérielle avec l'inspiration est due à l'expiration précédente. Par ailleurs, la force de cette relation augmente quand le patient passe d'une position couchée à la position debout.

Pendant l'expiration, l'impulsion la plus longue de l'Intervalle RR tamponne tout changement de pression diastolique causé par l'augmentation résultante du volume d'éjection, les changements de pression diastolique peuvent ainsi mal corrélérer avec les changements du reflex. Cela confirme l'idée que la respiration entraîne des changements dans la pression artérielle, qui à leur tour entraînent des changements dans RR. Les changements de BP diastolique avec la respiration sont très faibles depuis la tachycardie inspiratoire tend à réduire toute chute inspiratoire de la pression diastolique (car il ya moins de temps pour que la pression diastolique baisse) [55].

3.7 Conclusion

La HRV est un signal non stationnaire dans les parties correspondant aux bandes LF et HF qui sont très liées au SNA. Pour cela nous avons donné un aperçu sur les différents outils mathématiques relatifs à son analyse. Parmi ces outils on peut citer ; la transformée de Fourier à court terme, la méthode de Wigner Ville et la méthode d'ondelette.

Nous avons étudié aussi l'effet de detrending et la corrélation entre HR et la HRV.

Puisque le signal HRV est lié aux autres signaux cardiovasculaires nous avons donné un aperçu sur ces signaux ainsi que le mécanisme qui les relie.

Chapitre 4

*Implémentation des méthodes
de calcul des bandes LF et HF*

4.1 Introduction

Pour étudier l'équilibre entre les deux activités sympathique et vagale antagonistes de notre système nerveux autonome, il est intéressant d'utiliser des paramètres tels que le rapport sympathovagal et la fréquence centrale instantanée ICF dans le domaine fréquentiel ou temps-fréquence.

4.2 Les paramètres discriminants les situations physiologiques

4.2.1 Le rapport (P_{LF}/P_{HF}) sympathovagal

Compte tenu de l'importance du système nerveux autonome à la santé cardiovasculaire, les mesures du système nerveux humain sympathique et vagal sont considérés comme des outils susceptibles d'éclairer les mécanismes physiologiques et physiopathologiques. Pagani et coworkers [7] les premiers ayant l'idée que l'équilibre instantané entre les activités nerveuses sympathiques et vagales peut être exprimé par un rapport, obtenu en divisant la puissance spectrale des intervalles RR centrée à 0,1 Hz par la puissance spectrale centrée à des fréquences plus élevées, principalement respiratoires. Ce rapport de l'équilibre sympathovagal, a été adopté avec un grand enthousiasme [131].

Les rythmes dans la bande HF synchrones avec le rythme respiratoire, sont dus aux modifications de la pression intra-thoracique et aux variations mécaniques causées par l'action de la respiration. La manifestation des rythmes de la respiration sur le tachogramme RR est connu comme l'arythmie sinusale respiratoire (RSA). Le pic de haute fréquence est induit presque exclusivement par les fluctuations de l'activité du nerf cardiaque vagal [85] et il est généralement considéré comme un indicateur de l'activité parasympathique [132]. Le 0,1 Hz pic correspondant à la plus dominante des ondes de Meyer est principalement induit par les fluctuations de l'activité du nerf sympathique.

Les interventions physiologiques ont tendance à provoquer des changements réciproques des systèmes sympathique et vagal.

L'équilibre sympathovagal ou le rapport de ces périodicités, est pris pour refléter l'équilibre entre les mécanismes neuronaux opposés.

Bien que les mécanismes sympathique et parasympathique sont impliqués dans la bande LF, une augmentation de puissance LF a toujours été observée à la suite d'activation sympathique tel que le stress, l'occlusion coronaire [9]. Une augmentation de la puissance P_{LF} est donc acceptée comme un indicateur de l'activation sympathique par de nombreux auteurs [133].

Étant donné que les facteurs physiologiques produisent des changements réciproques sympathique et vagal, il a été suggéré [13, 85, 134] que l'équilibre entre ces mécanismes de régulation de systèmes opposés peut être quantifié par le rapport de la puissance dans la bande LF sur la puissance dans la bande HF (P_{LF}/P_{HF}) qui est alors pris comme mesure de l'équilibre sympathovagal. Bien que cette mesure est généralement utilisée pour quantifier les contributions relatives des deux branches du système nerveux central, cette idée reste un problème à débattre, cependant, il ya un consensus selon lequel cette idée est un modèle utile pour des applications cliniques [135].

Par exemple, des études cliniques [136,137] ont prouvé que le rapport $\frac{P_{LF}}{P_{HF}}$ est le meilleur indicateur de la mortalité post-infarctus du myocarde (post-MI).

Cependant, il y a deux problèmes avec l'utilisation de l'équilibre sympathovagal pour étudier les patients ayant le problème cardiaque. Premièrement, leurs niveaux de noradrénaline peuvent ne pas changer ou ils peuvent diminuer lorsqu'on est en position verticale, perturbant ainsi les moyennes prises sur une période prolongée. Deuxièmement, ces patients peuvent avoir des hauts niveaux anormaux d'activité du nerf sympathique musculaire et les niveaux de noradrénaline avec un faible écart type d'intervalles RR et un faible rapport $\frac{P_{LF}}{P_{HF}}$ [85].

La mesure du rapport doit être pour cela considérée sur une base spécifique du patient. En fait, l'équilibre sympathovagal est considéré seulement d'être utile chez les patients ayant un stade moins avancé de l'insuffisance cardiaque, avec peu d'indications des critères exacts pour identifier tels patients [85].

Eckberg souligne que la puissance spectrale normalisée à 0.1 Hz des intervalles RR ne porte pas un important rapport aux niveaux de base ou des changements baroreflex-médiation à l'activité du nerf sympathique (mesurée par changements dans la norépinéphrine infarctus) [85]. En outre, bien qu'il existe une relation quantitative entre la puissance spectrale de fréquence respiratoire P_{HF} des intervalles RR et l'activité du nerf vagal-cardiaque, des changements modérées de cette activité loin de la ligne de base ne changent pas cette puissance P_{HF} . Inversement, les grands changements de la puissance spectrale P_{HF} des intervalles RR provoquées par les variations respiratoires peut ne pas refléter les changements de l'activité.vagale cardiaque Par conséquent, toute analyse doit prendre en considération les changements respiratoires qui surviennent au cours de la période d'analyse.

Signorini et al.[138] affirment que seules les contributions inférieures à 0,1 Hz aident à distinguer entre les états pathologiques et non pathologiques. Ces résultats ont été confirmés

par les travaux de Teich et al. [139] dans une étude visant à déterminer quels indices de HRV s'est avéré le plus apte à différencier entre les cas pathologiques. Ils ont constaté que les indices qui différencient mieux entre les états cliniques pathologiques et normaux basaient tous sur le calcul de la variabilité équivalent au calcul de la PSD dans la bande LF. Cependant, il est clair que la puissance dans la bande HF porte des informations sur la variabilité des intervalles RR du cœur et de sa capacité à fonctionner d'une manière saine. Par exemple, La Rovere et al. [140] et MC Cléments [141] ont montré que les mesures de P_{HF} ainsi que ceux de P_{LF} peuvent être utiles pour la prévision à long terme du post-infarctus du myocarde. En outre, la richesse des études cliniques qui ont prouvé que le rapport $\frac{LF}{HF}$ peut être un excellent indicateur de la récupération [3,136] et même la bande HF seul [137], montre qu'il serait imprudent de négliger la valeur de P_{HF} complètement à cette étape. La majorité de la littérature dans le domaine de l'analyse de la HRV a démontré que la mesure dans le domaine fréquentiel, plutôt que des séries chronologiques ou mesures géométriques, sont les indices les plus utiles pour l'évaluation de la santé des patients et la distinction entre les groupes de patients [3, 55]. Or, l'analyse dans le domaine fréquentiel est limitée car elle ignore l'information temporelle pour cela cette thèse se concentrera donc sur la mesure dans le domaine temps fréquence.

4.2.1.1 Importance de l'équilibre Sympathovagal

Récemment, de nombreuses maladies courantes sont dues à un déséquilibre dans les fonctions sympathovagales. Les troubles liés au diabète, l'hypertension et bien d'autres troubles sont principalement dues à un déséquilibre sympathovagal. Les troubles mentaux et psychologiques, plutôt que les problèmes physiques contribuent principalement à un déséquilibre sympathovagal. Comme la plupart des maladies sont d'origine psychosomatique, ces dysfonctionnements se manifestent sous différentes formes de dyshomeostasie sympathovagal. L'indigestion, gastrites et ulcères gastro-duodénaux sont des exemples courants. Par conséquent, pour maintenir une bonne santé, il faut atteindre un équilibre sympathovagal.

4.2.1.2 L'équilibre sympathovagal

Comme les systèmes sympathique et parasympathique proviennent du système nerveux central et ont des connexions corticales, hypothalamique et limbique, les activités physiques et mentales (émotionnel) influencent facilement sur les fonctions sympathovagales. Par conséquent, un contrôle mental et physique solide assure un meilleur équilibre sympathovagal. Un développement intégré du corps et de l'esprit est atteint par la pratique du yoga par exemple. Des exercices physiques réguliers vont certainement améliorer l'équilibre sympathovagal, mais un développement homéostatique sympathovagal complet n'est possible que par la pratique du yoga dans sa vraie forme et l'esprit. Ainsi, le maintien d'une bonne santé et la prévention des maladies dépend de l'efficacité d'une personne conservant son équilibre sympathovagal.

4.2.2 La fréquence centrale instantanée (ICF)

ICF est une moyenne pondérée du spectre [142] Il a été suggéré que ICF est un nouvel indice global de la relation entre les modulations sympathique et vagal [142,143].

ICF qui est définie comme le moment du premier ordre ou centre de gravité (barycentre) pour le spectre dans le domaine fréquentiel, reflète des changements relatifs à l'activité sympathique et parasympathique du SNA.

$$ICF = \frac{\sum_{f_1}^{f_2} f \cdot PSD(f)}{\sum_{f_1}^{f_2} PSD(f)} \quad (4.1)$$

où f est la fréquence, PSD est la puissance spectrale à la fréquence f , f_1 et f_2 sont les limites de la bande considérée.

La méthode spectrale traditionnelle a été jusqu'ici fondée sur des valeurs moyennes sur une période de temps donnée et offre seulement la possibilité d'analyse de séries temporelles ayant un certain degré de stationnarité. L'ICF est susceptible de refléter également l'interaction sympathovagale. Il est modifié au cours de l'inclinaison.

En outre, il a l'avantage d'être une mesure indépendante de la fréquence des limites arbitraires entre HF et LF. ICF peut être appliqué à l'ensemble du spectre ou limitée à une bande particulière d'oscillations. ICF est en corrélation avec le rapport P_{LF}/P_{HF} [142].

4.3 La représentation temps fréquence utilisée : La transformation de Gabor (TG)

Le besoin d'une représentation des signaux à la fois dans le domaine temporel et fréquentiel fut satisfait en 1946 par Gabor et Ville. Ces derniers proposèrent une représentation des composantes fréquentielles d'un signal, calculées à partir d'une série de portions du signal à analyser. La transformation de Fourier à court terme ((TFCT), en anglais (Short Time Fourier Transform : STFT) fut tout d'abord évaluée sur différents types de signaux acoustiques et sismiques. L'application de cette technique à des signaux électrophysiologiques est apparue à la fin des années 1980 (électroencéphalogramme, ECG).

La TFCT est une représentation temps- fréquence linéaire, utilisée pour présenter les changements du signal qui varie dans le temps, autrement dit les signaux non stationnaires. La TFCT ne montre pas précisément la localisation temporelle des composants de fréquence, mais une certaine forme de localisation temporelle peut être obtenue en utilisant le pré-fenêtrage [144].

La formulation de la TFCT de $s(t)$ est donnée par :

$$GT_s(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(\tau)h(\tau - t)e^{-j2\pi f\tau}d\tau \quad (4.2)$$

où $h(t)$ est la fenêtre utilisée pour la sélection du segment.

Le choix de la durée de la fenêtre Δt est délicat. En effet, d'après l'équation de la résolution fréquentielle (principe de Heisenberg) $\Delta f = \frac{1}{\Delta t}$, plus la fenêtre temporelle est étroite (correspondant à une précision temporelle élevée), plus la précision fréquentielle est faible, c- a -d l'utilisation d'une fenêtre plus étroite conduirait à une perte de précision en fréquences.

Dans la présente étude, nous avons évalué la capacité de la méthode à court terme TFCT d'analyser la HRV:

Un certain nombre de diverses fonctions fenêtres $h(\tau)$ ont été proposées pour obtenir une bonne résolution temps-fréquence. Un bon exemple est l'utilisation d'une fenêtre gaussienne proposée par Gabor en 1946 qui garantit la meilleure résolution temps-fréquence. Dans ce cas, la TFCT est connue comme la transformée de Gabor $GT(t, f)$, où la fonction de pondération

$$h(t) = \frac{1}{(\pi\sigma^2)^{\frac{1}{4}}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \quad (4.3)$$

est la fonction gaussienne avec l'écart type σ qui contrôle la durée temporelle de l'analyse. La fonction (4.3) est d'une unité d'énergie qui est une condition nécessaire pour le spectrogramme $|GT(t, f)|^2$ de maintenir la représentation temps-fréquence quadratique (ou énergétique).

GT (t, f) est alors exprimée :

$$GT_s(t, f) = \frac{1}{(\pi\sigma^2)^{\frac{1}{4}}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(\tau) e^{-\frac{(\tau-t)^2}{2\sigma^2}} e^{-j2\pi f\tau} d\tau. \quad (4.4)$$

La puissance dans les bandes de fréquences peut être évaluée en intégrant sur la bande de fréquence souhaitée :

$$P(t) = \int_{f_1}^{f_2} |GT_s(t, f)|^2 df \quad (4.5)$$

où P (t) est l'intégrale de la puissance en fonction du temps à chaque bande délimitée par les fréquences f_1 et f_2 [145].

4.4 Les méthodes de calcul des bandes de LF et HF

4.4.1 Le découpage rigide

Les composantes de HRV ont tendance à s'agréger au sein de plusieurs bandes de fréquences [70] La bande de fréquence respiratoire (RSA) est la plus remarquable des bandes. Elle est considérée comme étendue de 0,15 Hz à 0,4 Hz chez l'homme mais peut étendre au-dessous de 0,15 Hz et jusqu'à 1 Hz ou plus chez les nourrissons et les adultes pendant l'exercice[70] . Cette bande de fréquence est appelé haute fréquence (HF) [3].

RSA est généralement considérée comme un indice d'activité vagale, qui est caractérisé par la bande HF

Les oscillations d'intervalle RR se localisent également dans les basses fréquences (environ 0,05-0,15 Hz). Cette bande est appelée bande des fréquences moyennes par certains, mais est plus communément connue sous le nom de bande de basse fréquence (LF). Les rythmes de la fréquence cardiaque LF ont été proposés afin de refléter principalement l'activité sympathique efférente [146, 147], mais il a été également proposé pour refléter à la fois l'activité sympathique et vagale [148, 149]. Des études ont montré que le système nerveux

parasympathique est apte à moduler efficacement le rythme cardiaque dans tout le domaine de fréquences comprises entre 0 et 0,5 Hz. Ces fréquences sont plus élevées que celle du système nerveux sympathique. La modulation sympathique du rythme cardiaque s'est produite avec un gain significatif seulement à des fréquences inférieures à 0,1 Hz [70, 150].

En plus des bandes LF et HF, il y a deux autres bandes : Les fréquences très basses (ULF; 0,0001 à 0,003 Hz): cette bande de fréquences n'est pas seulement un outil de recherche, mais elle est également utilisée dans les évaluations cliniques, comme l'hypertension, et a une valeur prédictive de la mortalité dans la cardiopathie ischémique [3, 151]. Les très basses fréquences (VLF, 0,003 au 0,04 Hz) décrivent les mécanismes de régulation à long terme du rythme cardiaque et la pression artérielle comme la thermorégulation, la vasomotricité, le système rénine-angiotensine ou d'autres facteurs [31, 152].

Pour l'analyse nous n'utiliserons que les bandes LF et HF.,

Les puissances P_{LF} et P_{HF} sont estimées par le spectre des rythmes cardiaques dans les bandes ci-dessus. Le rapport P_{LF} / P_{HF} est le rapport mathématique de la puissance P_{LF} sur la puissance P_{HF} . Une fois que toutes les valeurs P_{LF} , P_{HF} et P_{LF} / P_{HF} sont estimées à chaque instant du domaine temps fréquence, ils sont moyennés afin de déterminer les valeurs sur l'ensemble du signal.

Les inconvénients de la méthode

En général, les limites spectrales constantes sélectionnées, ne sont pas adaptées aux conditions de l'état instable. Lors de l'analyse de signaux physiologiques utilisant les limites constantes, Souvent nous rencontrons les problèmes suivants [9. 153]. :

- La subjectivité: le choix d'un ensemble approprié de limites constantes est généralement fait sans référence aux données ou parfois en examinant les données de tous les patients, et en choisissant un ensemble de limites de fréquence qui convient le mieux à la plupart des données [153, 16].
- La négligence de considération pour les changements dépendant du temps: la localisation des pics et les limites des bandes de fréquences peuvent varier considérablement avec le temps, à la suite de tâches autonomes [154, 8, 13, 155], mais les bandes de fréquences standard ne prennent pas cela en compte.
- Le manque de sélectivité: Les pics supplémentaires peuvent parfois se produire dans les bandes de fréquences plus élevées telles que des pics de très haute fréquence chez les patients transplantés [156], qui devrait être exclu des bandes spectrales spécifiques.

- La négligence de considération des individus: les bandes de fréquences dépendent fortement des individus, leur âge (embryons, les nouveau-nés, enfants, adultes) et les conditions physiologiques (santé et états pathologiques) [21].

4.4.2 Les limites spectrales individuelles dépendantes du temps (ITSB)

Nous pouvons nommer cette méthode autrement “sélection automatique des bandes“.

L'algorithme de détection d'ITSB est décrit comme suit :

- a - Evaluer une décomposition temps-fréquence
- b - Recherche de la valeur maximale dans une bande de fréquence prédéfinie
- c - Localiser les deux minima entourant ce pic
- d - Calcul de La puissance dans les bandes de fréquence recherchées
- e - Répéter la procédure pour chaque tranche spectrale en temps pour obtenir des limites dépendant du temps des bandes de fréquence.

Les avantages de la méthode

- Les limites des deux bandes LF et HF sont dépendantes du temps et adaptées aux données.
- Les limites obtenues à l'aide de cette méthode sont généralement cohérentes avec celles connues dans la littérature avec un signal sans bruit.

Les inconvénients de la méthode

- Très sensible au bruit
- Le signal respiratoire et le signal de HRV sont utilisés de façon complémentaire pour un suivi correct des limites.
- Si plusieurs minima se produisent dans la même bande, ITSB rejette certaines parties du spectre de puissance en sous-estimant les paramètres de puissance P_{LF} et P_{HF} [21].

4.4.3 La méthode proposée Constraint Gaussian Model (CGM) [78]

Dans notre étude nous avons modélisé chacune des deux principales composantes de la densité spectrale de puissance (P_{LF} et P_{HF}) par des fonctions gaussiennes

En raison de la forte variabilité des données réelles, on a limité les variations possibles du modèle, ainsi pour initialiser les paramètres aussi proches que possible de la solution, nous avons initialisé les variables ainsi que leurs contraintes voir paragraphe 2.12.1..2,

L'algorithme:

a - Évaluer la TFCT en utilisant la fonction de Gabor pour garantir la meilleure résolution temps-fréquence

$$GT_s(t, f) = \frac{1}{(\pi\sigma^2)^{\frac{1}{4}}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(\tau) e^{-\frac{(\tau-t)^2}{2\sigma^2}} e^{-j2\pi f\tau} d\tau. \quad (4.6)$$

b - Chaque spectre de puissance est décrit comme un mélange de deux gaussiennes

$$G_i(f) = A_i \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{(f-f_i)^2}{2\sigma_i^2}}, \quad (4.7)$$

c - Modélisation

$$|GT(t_0, f)|^2 = \sum_{i=1}^2 G_i(f) \quad (4.8)$$

Les avantages de la méthode

- Pas de découpage rigide, seulement 2 gaussiennes doivent être estimées
- Peu sensible aux spectres bruyants, l'algorithme indique clairement les deux bandes de fréquences basses et hautes fréquences souhaitées.

Les inconvénients de la méthode

- Petite sensibilité aux valeurs des conditions initiales lors de l'ajustement gaussien

4.5 Calcul théorique de P_{LF} , P_{HF} et le rapport $k = P_{LF} / P_{HF}$ instantanés du modèle autorégressif (AR)

Soit le modèle autorégressif pour la série temporelle y décrit dans l'équation (2.5)

$$y(n) = \sum_{i=1}^p a_i y(n-i) + \varepsilon(n) \quad \text{avec } a_0 = 1$$

$$\text{avec la fonction de transfert du modèle est : } H(z) = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^p a_k z^{-k}} = \frac{1}{A(z)} \quad (4.9)$$

La DSP de la série $y(t)$ donnée par l'expression:

$$DSP_y(z) = H(z)H^*(1/z^*)P_e(z) = \frac{\sigma^2}{A(z)A^*(1/z^*)} \quad (4.10)$$

La DSP estimée de $y(t)$

$$DSP_y(z) = \frac{\hat{\sigma}^2}{\prod_{k=1}^p (z-p_k)(z^{-1}-p_k^*)} \quad (4.11)$$

où $\hat{\sigma}^2$ la variance estimée de $\varepsilon(t)$ et p_k les poles du modèle AR.

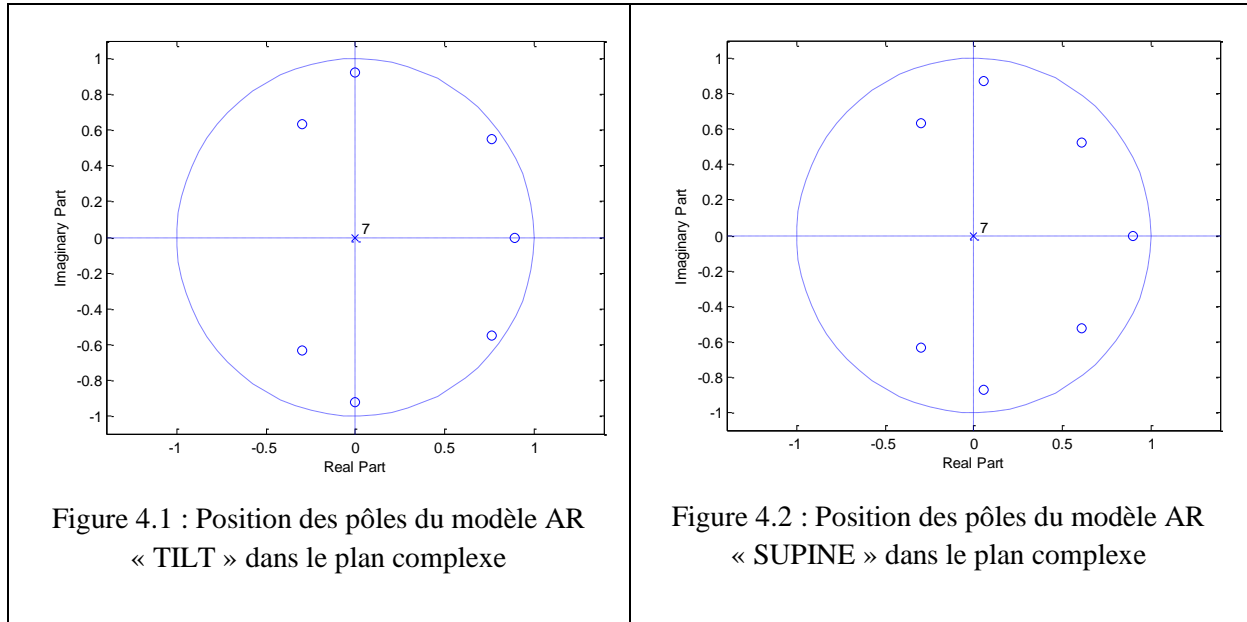
Application :

Nous avons choisi les modèles AR donnés dans [77]. Ces modèles sont issus de la modélisation de la variabilité cardiaque d'un individu durant les phases 'allongé ou SUPINE' et 'debout ou TILT' d'un « stand test » défini dans [3].

La position	Les paramètres							
	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7
TILT	1	-1,8149	2,1365	-2,1703	1,7194	-0,9221	0,5311	-0,3262
SUPINE	1	-1,6265	1,8849	-1,8327	1,2970	-0,7758	0,4133	-0,2136

Tableau 4.1: Modèle AR de référence.

Ces modèles ont été créés de manière à ce que les résonances associées aux modèles soient centrées aux alentours de 0,1 Hz et de 0,25 Hz respectivement pour la composante P_{LF} et la composante P_{HF} . Ces fréquences correspondent approximativement aux fréquences centrales des composantes P_{LF} et P_{HF} décrites dans [3] dans le plan complexe des pôles des modèles AR choisis (figure 4.1 et 4.2). Nous n'avons pas utilisé ici la valeur des modèles de référence afin de réduire le nombre de problèmes que la modélisation AR apporte. En particulier, on supprime le problème d'estimation quantification de l'énergie du signal [73].



Les pôles	Allongé »SUPINE »	Debout »TILT»	Bande
P ₁	0.9000	0.8901	VLF
P ₂	0.6066 + 0.5215i	0.7605 + 0.5525i	LF
P ₃	0.6066 - 0.5215i	0.7605 - 0.5525i	LF
P ₄	0.0546 + 0.8683i	0.0000 + 0.9200i	HF
P ₅	0.0546 - 0.8683i	0.0000 - 0.9200i	HF
P ₆	-0.2980 + 0.6334i	-0.2981 + 0.6334i	HF
P ₇	-0.2980 - 0.6334i	-0.2981 - 0.6334i	HF

Tableau 4.2 : La répartition des positions des pôles dans les bandes de fréquence

La DSP du modèle AR est donnée par l'expression suivante :

$$P_{AR}(z) = \frac{1}{\prod_{k=1}^7 (z-p_k)(z^{-1}-p_k^*)} \tag{4.12}$$

Pour calculer les DSP P_{LF} et P_{HF} dans les différentes bandes il existe plusieurs méthodes telles que :

4.5.1 La méthode des résidus [157]

$$\frac{1}{j2\pi} \oint \frac{P_{AR}(z)}{z} dz = \sum_{k=1}^p \text{Res}(k) = \sum_{k=1}^p r_k \quad (4.13)$$

$$\text{où } \text{Res}(k) = \lim_{z \rightarrow p_k} (z - p_k) \frac{P_{AR}(z)}{z} \quad (4.14)$$

$$P_{AR}(z) = \frac{1}{\prod_{k=1}^7 (z - p_k)(z^{-1} - p_k^*)} = \prod_{k=1}^7 \frac{(-1/p_k^*)z^7}{(z - p_k)(z - 1/p_k^*)}$$

$$P_{AR}(z) = \frac{\prod_{k=1}^7 (-1/p_k^*)z^7}{\prod_{k=1}^7 (z - p_k)(z - 1/p_k^*)} \quad (4.15)$$

$$\frac{P_{AR}(z)}{z} = \frac{z^6 \prod_{k=1}^7 (-1/p_k^*)}{\prod_{k=1}^7 (z - p_k)(z - 1/p_k^*)} = \frac{z^{-1}}{\prod_{k=1}^7 (z - p_k)(z^{-1} - p_k^*)} \Rightarrow$$

$$\text{Res}(k) = \lim_{z \rightarrow p_k} \frac{(z - p_k) P_{AR}(z)}{z} = \lim_{z \rightarrow p_k} \frac{z^{-1}}{(z^{-1} - p_k^*) \prod_{j \neq k} (z - p_j)(z^{-1} - p_j^*)} \quad (4.16)$$

$$\text{Res}(k) = \frac{p_k^{-1}}{(p_k^{-1} - p_k^*) \prod_{j \neq k} (p_k - p_j)(p_k^{-1} - p_j^*)} = \frac{1}{(1 - |p_k|^2) \prod_{j \neq k} (p_k - p_j)(p_k^{-1} - p_j^*)} \quad (4.17)$$

$$\text{Res}(k) = \lim_{z \rightarrow p_k} \frac{z^6 \prod_{k=1}^7 (-1/p_k^*)}{(z - 1/p_k^*) \prod_{j \neq k} (z - p_j)(z - 1/p_j^*)} \quad (4.18)$$

$$\text{Res}(k) = r_k = \frac{p_k^6 \prod_{k=1}^7 (-1/p_k^*)}{(p_k - 1/p_k^*) \prod_{j \neq k} (p_k - p_j)(p_k - 1/p_j^*)} \quad (4.19)$$

En décomposant P_{AR}/z en éléments simples

$$\frac{P_{AR}}{z} = \frac{H(z)H^*(1/z^*)}{z} = \frac{P_{VLF}}{z} + \frac{P_{LF}}{z} + \frac{P_{HF}}{z} \quad (4.20)$$

$$\text{où } \frac{P_{VLF}}{z} = \frac{r_1}{z - p_1} + \frac{r_1'}{z - 1/p_1^*} \quad (4.21)$$

$$\frac{P_{LF}}{z} = \frac{r_2}{z - p_2} + \frac{r_3}{z - p_3} + \frac{r_2'}{z - 1/p_2^*} + \frac{r_3'}{z - 1/p_3^*} \quad (4.22)$$

$$\frac{P_{HF}}{z} = \frac{r_4}{z-p_4} + \frac{r_5}{z-p_5} + \frac{r_6}{z-p_6} + \frac{r_7}{z-p_7} + \frac{r_4'}{z-1/p_4^*} + \frac{r_5'}{z-1/p_5^*} + \frac{r_6'}{z-1/p_6^*} + \frac{r_7'}{z-1/p_7^*} \quad (4.23)$$

Comme $z = e^{j2\pi f}$, $|z| = 1$ le contour C est considéré comme un cercle unité

Seulement les pôles dont le module est < 1 sont considérés

$$S_{LF} = \frac{1}{2j\pi} \int_C \frac{P_{LF}}{z} dz = \sum_{k=1}^n \text{Residu} \left(\frac{P_{LF}}{z}, r_k \right) = r_2 + r_3 \quad (4.24)$$

$$S_{HF} = \frac{1}{2j\pi} \int_C \frac{P_{HF}}{z} dz = \sum_{k=1}^n \text{Residu} \left(\frac{P_{HF}}{z}, r_k \right) = r_4 + r_5 + r_6 + r_7 \quad (4.25)$$

$$\text{Le rapport } k = \frac{S_{LF}}{S_{HF}} = \frac{r_2+r_3}{r_4+r_5+r_6+r_7} \quad (4.26)$$

4.5.2 La méthode de l'intégrale de Cauchy [158]

$$\frac{1}{2j\pi} \int_C \frac{f(z)}{z-a} dz = f(a) \quad (4.27)$$

Seulement les pôles dont le module est < 1 sont considérés, c.à.d. p_2 et p_3 pour LF.

$$S_{LF} = \frac{1}{2j\pi} \int_C \frac{P_{LF}}{z} dz = \frac{1}{2j\pi} \int_C l f dz = \frac{1}{2j\pi} \int_{C_2} \frac{r_2}{z-p_2} dz + \frac{1}{2j\pi} \int_{C_3} \frac{r_3}{z-p_3} dz \quad (4.28)$$

En utilisant (4.27) et (4.28) On trouve les mêmes résultats comme celles de la méthode des résidus.

$$S_{LF} = r_2 + r_3 \quad (4.29)$$

$$\text{De même } S_{HF} = r_4 + r_5 + r_6 + r_7 \quad (4.30)$$

avec $k = \frac{S_{LF}}{S_{HF}}$ le rapport sympathovagal

Théoriquement

$$k_{\text{SUPINE}} = 1,1384$$

$$k_{\text{TILT}} = 3,6854$$

avec $D = k_{\text{TILT}} - k_{\text{SUPINE}} \approx 2,6$: la discrimination de puissance entre les deux positions SUPINE et TILT

4.5.3 Méthode directe de l'intégration de la fonction complexe [158]

$f(z)$ est analytique sur un contour C : Soit C_n cercle de rayon ε avec $z = \varepsilon e^{it} + p$ centré en p , $z' = i\varepsilon e^{it}$ avec $0 \leq t \leq 2\pi$

$$\int_C f(z) dz = \int_a^b f(z(t)) z'(t) dt \quad (4.31)$$

Calcul de S_{LF} : Soit $lf = \frac{P_{LF}}{z}$ et C_3 le contour cercle de rayon ε ($\varepsilon \rightarrow 0$) avec

$$z = \varepsilon e^{it} + p_3 \text{ de centre } p_3 \text{ et } z' = i\varepsilon e^{it}$$

et C_2 le contour cercle de rayon ε ($\varepsilon \rightarrow 0$) de centre p_2 avec $z = \varepsilon e^{it} + p_2$

Seulement les pôles dont le module est < 1 sont considérés, c.-à-d p_2 et p_3

$$\int_C \frac{P_{LF}}{z} dz = \int_C lf dz = \int_{C_2} \frac{r_2}{z-p_2} dz + \int_{C_3} \frac{r_3}{z-p_3} dz \quad (4.32)$$

$$\oint \frac{r_2}{z-p_2} dz = r_2 \oint \frac{1}{z-p_2} dz = r_2 \int_0^{2\pi} \frac{i\varepsilon e^{it}}{(\varepsilon e^{it} + p_2) - p_2} dt = r_2 \int_0^{2\pi} \frac{i\varepsilon e^{it}}{\varepsilon e^{it}} dt = r_2 i(2\pi)$$

(4.33)

En utilisant (4.32) et (4.33) on trouve les mêmes résultats que la méthode des résidus

$$\int_C \frac{P_{LF}}{z} dz = r_2 i(2\pi) + r_3 i(2\pi) = (r_2 + r_3) i(2\pi)$$

$$S_{LF} = \frac{1}{2i\pi} \int_C \frac{P_{LF}}{z} dz = \frac{1}{2i\pi} (r_2 + r_3) i(2\pi) = r_2 + r_3 \quad (4.34)$$

$$\text{De même } S_{HF} = r_4 + r_5 + r_6 + r_7 \quad (4.35)$$

Par un découpage des spectres pour la méthode AR, on a trois spectres de puissance séparément dans les bandes VLF, LF et HF pour le modèle « SUPINE » comme le montre la figure 4.3

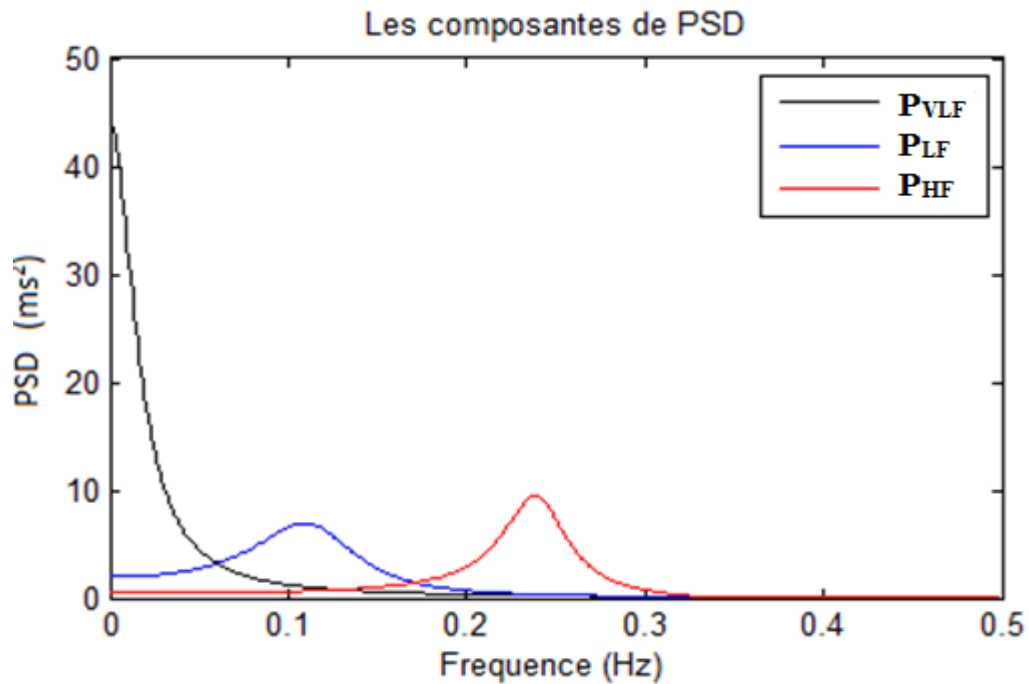


Figure 4.3 : Les DSP dans les bandes VLF, LF et HF obtenues par la méthode AR pour le cas «SUPINE »

On remarque bien que le spectre de puissance du modèle AR est pratiquement équivalent à celui trouvé par la totalité des spectres de puissance obtenus par la méthode des résidus dans les bandes VLF, LF et HF pour le modèle « SUPINE » comme le montre la figure 4.4

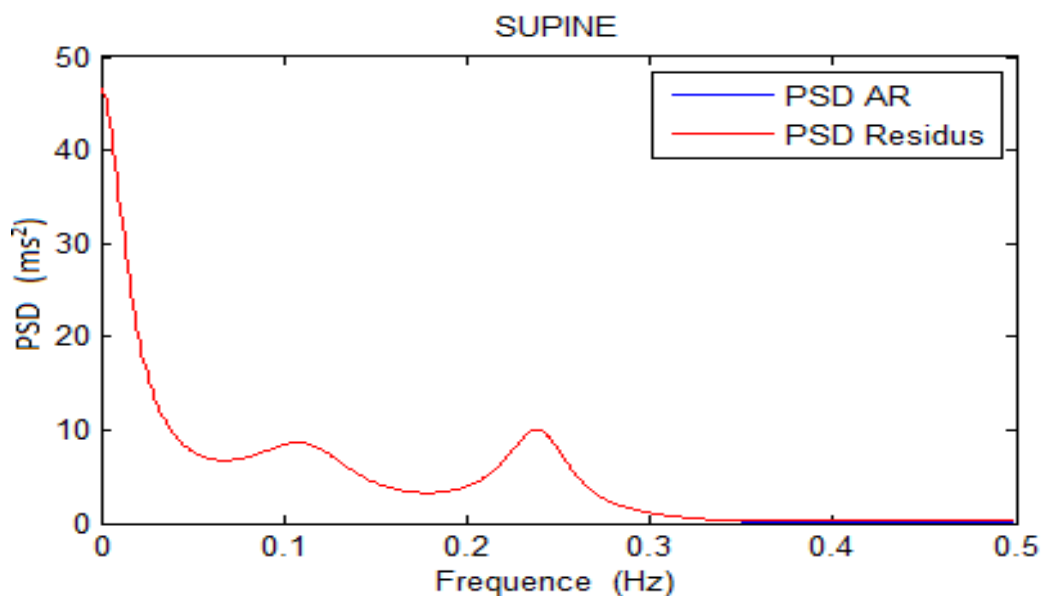


Figure 4.4 : Les DSP associées au modèle « SUPINE » pour la méthode AR et par résidu

Par un découpage des spectres pour la méthode AR, on a trois spectres de puissance séparément dans les bandes VLF, LF et HF pour le modèle « TILT » comme le montre la figure 4.5

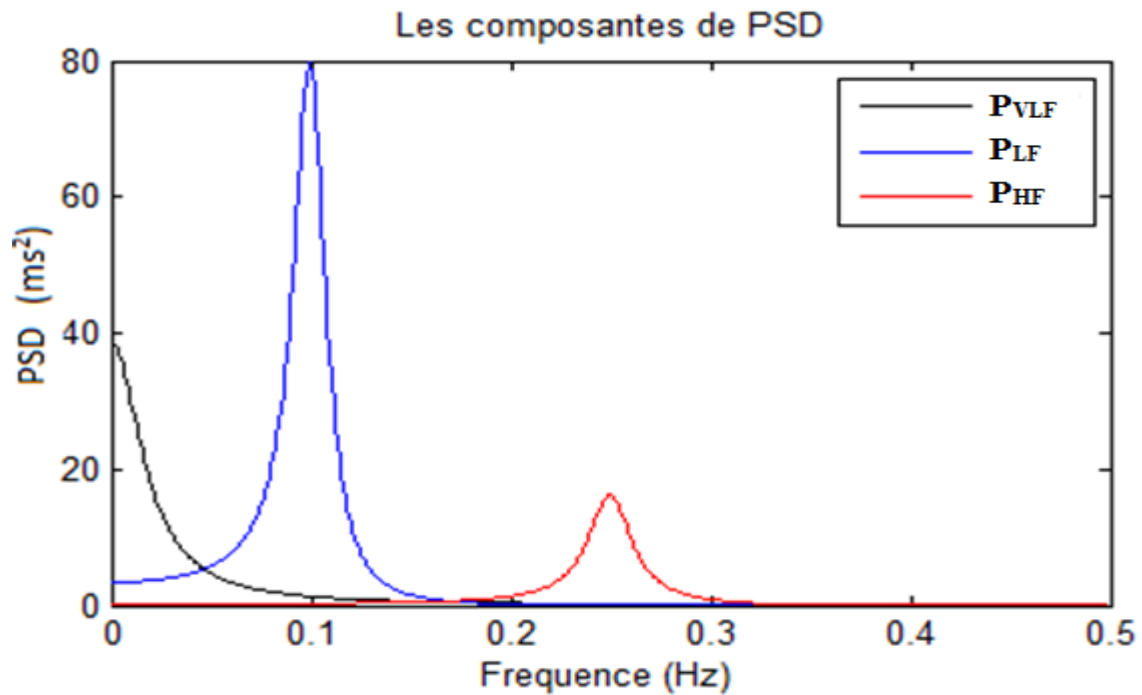


Figure 4.5 : Les DSP des bandes VLF, LF et HF obtenues par la méthode AR pour le cas «TILT »

On remarque bien que le spectre de puissance du modèle AR est pratiquement équivalent à celui trouvé par la totalité des spectres de puissance obtenus par la méthode des résidus dans les bandes VLF, LF et HF pour le modèle « TILT » comme le montre la figure 4.6

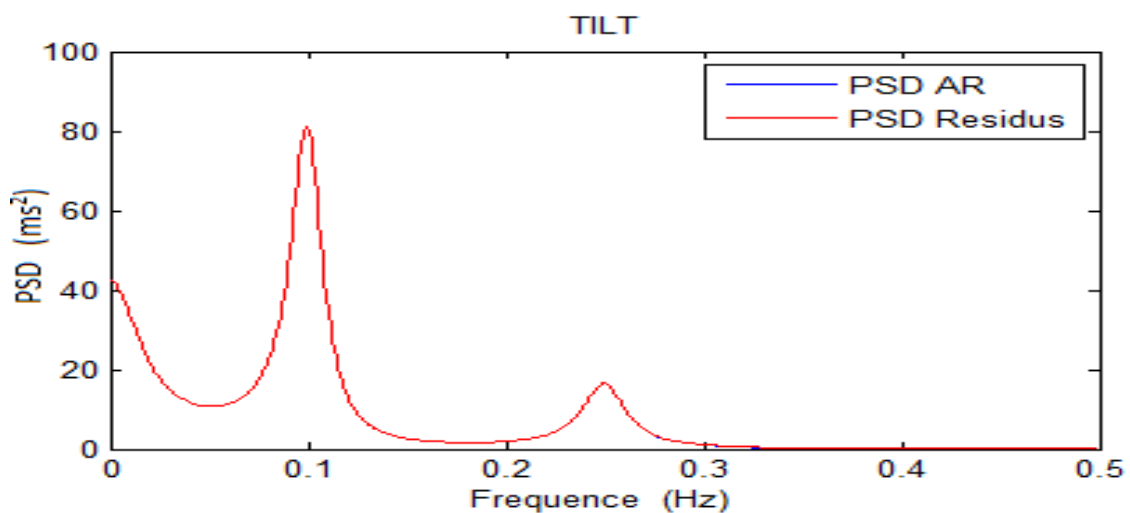


Figure 4.6 : Les DSP associées au modèle. « TILT » pour les méthodes PSD AR et par résidu.

Les DSP réelles obtenues par la méthode de résidus pour chaque modèle (figures 4.4 et 4.6) sont pratiquement identiques

Les paramètres	Position couchée 'SUPINE'	Position debout 'TILT'
K theorique	1,138	3,685
K expérimental	1,055	3,586
Erreur relative	7,3%	2,6%

Tableau 4.3 : Calcul de l'erreur relative sur le rapport k sympathovagal pour les deux modèles SUPINE et TILT

On remarque que les erreurs relatives entre la valeur théorique et expérimentale sur le rapport k sont très petites pour les deux cas SUPINE et TILT.

4.6 Les critères d'évaluation

4.6.1 La racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)

La méthode optimale pour l'estimation des paramètres de fréquence HRV peut être trouvée par l'évaluation de la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE :Root Mean Square Error) qui est une mesure fréquemment utilisée, exprimée par la différence entre les valeurs prédites par un modèle ou un estimateur et les valeurs réellement observées dans l'environnement qui est en cours de modélisation. Ces différences individuelles sont appelés résidus lorsque les calculs sont effectués sur l'échantillon de données qui a été utilisée pour l'estimation, et sont appelées erreurs de prédiction lorsqu'elles sont calculées hors échantillon. Le RMSE sert à agréger les valeurs des erreurs de prédictions pour les différentes périodes en une seule mesure de la puissance prédictive. RMSE est une bonne mesure de la précision

L'erreur quadratique moyenne d'une prédiction du modèle par rapport à la variable estimée est définie comme la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{obs,i} - X_{model,i})^2}{n}} \quad (4.36)$$

où X_{obs} est la valeur observée et X_{model} la valeur modélisée [159].

RMSE sert d'index à la meilleure façon de la performance de notre estimateur. Les estimateurs à faible RMSE sont considérés performants car un faible RMSE indique une très faible erreur entre les valeurs estimées et les valeurs réelles

4.6.2 Le critère de kruskal wallis

Le test de Kruskal-Wallis est une alternative non-paramétrique à l'analyse unidirectionnelle de variance (ANOVA) d'ordre Un (inter-groupes). Il est utilisé pour comparer au moins trois échantillons, et tester l'hypothèse nulle suivant laquelle les différents échantillons à comparer sont issus de la même distribution ou de distributions de même médiane. Ainsi, l'interprétation du test de Kruskal-Wallis est très similaire à une ANOVA paramétrique d'ordre Un, sauf qu'il est basé sur les rangs au lieu des moyennes. [160].

Lorsque le test de Kruskal-Wallis conduit à des résultats significatifs, alors au moins l'un des échantillons est différent des autres échantillons. Le test ne permet pas d'identifier où les différences se produisent ou comment de nombreuses différences se produisent réellement. Il s'agit d'une extension du test de Mann-Whitney U à 3 ou plusieurs groupes. Le Mann-Whitney permettrait d'analyser les paires d'échantillons spécifiques pour des différences significatives.

Comme il s'agit d'une méthode non paramétrique, le test de Kruskal-Wallis n'assume pas une distribution normale, contrairement à l'analyse ANOVA. Cependant, le test ne suppose une distribution de forme identique et à l'échelle de chaque groupe, à l'exception de toute différence de médianes.

Kruskal-Wallis est également utilisé lorsque les groupes étudiés sont de taille inégale (un nombre différent de participants). [161, 162].

Principe du test de Kruskal & Wallis

Le test de Kruskal & Wallis est utilisé pour tester les hypothèses suivantes :

H_0 : mediane1= mediane2

contre

H_1 : mediane1≠mediane2

où H_0 et H_1 sont respectivement les hypothèse nulle et alternative.

Le test de Kruskal-Wallis rejette l'hypothèse nulle que toutes les populations

aient la même médiane lorsque KW est grande [163]

$$KW = \frac{12}{N(N+1)} \sum \frac{R_i^2}{n_i} - 3(N + 1) \quad (4.37)$$

où R_i et n_i sont respectivement la somme des rangs et la dimension du i ème échantillon et N la somme des n_i

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons calculé les paramètres discriminants les situations physiologiques comme le rapport sympathovagal et la fréquence centrale instantanée, les PSD théoriques dans les bandes LF et HF pour un modèle AR, ainsi que les différentes méthodes de calcul des bandes de fréquences (méthode de découpage rigide, ITSB et la méthode proposée CGM) et les critères utilisés pour comparer ces méthodes telles que RMSE et celui de Kruskal wallis.

Chapitre 5

Résultats et Discussions

5.1 Introduction

Dans une première partie de cette section, nous analysons les bandes de LF et HF instantanées obtenues par les trois méthodes utilisées: La méthode à découpages rigides RIGID [3], la méthode ITSB [21] et la méthode proposée [78].

Une analyse approfondie des méthodes est d'abord effectuée sur des données synthétiques puis sur des données réelles. Dans une seconde partie, la même procédure d'analyse est appliquée à l'étude de l'impact des méthodes sur un problème de classification.

5.2 Détermination des bandes LF et HF avec la méthode proposée

5.2.1 Les données simulées

Le signal simulé est inspiré du modèle proposé dans la référence [21]. Deux sinusoïdes évoluent en fonction du temps avec une fréquence constante, sont situées respectivement dans les bande LF et HF. On constate que la sinusoïde HF augmente brusquement en amplitude et pénètre dans la bande LF, c'est à dire sa fréquence Instantanée est inférieure à 0,15 Hz pour une très courte durée .Après cette pénétration, la composante P_{HF} revient à sa valeur initiale. Il est prévu qu'une méthode efficace suivra les composantes P_{HF} et P_{LF} et détectera la variation d'amplitude de la composante P_{HF} .

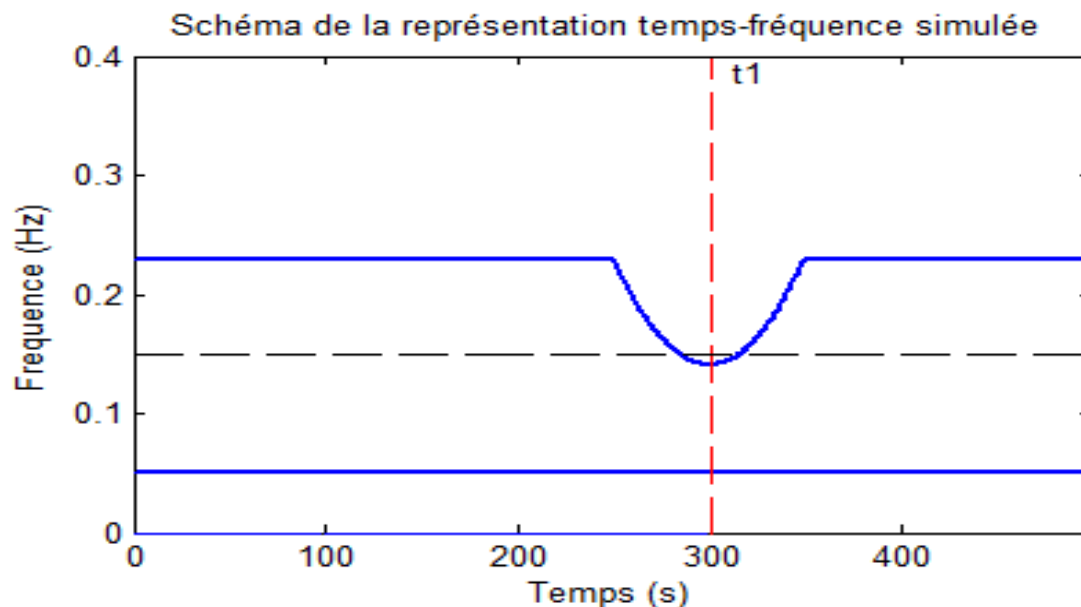


Figure. 5.1. Schéma de la représentation temps-fréquence simulée des données synthétiques.

La ligne pointillée noire horizontale représente la limite classique entre la bande LF et HF (0,15 Hz). La ligne pointillée rouge verticale définit le temps t_1 qui est mentionné à la partie non stationnaire (point de référence pour Figure. 5.5).

Le signal synthétique est généré comme suit:

- 1) Une onde de forme sinusoïdale ayant une fréquence constante de 0,05 Hz (simulant la composante P_{LF})

$$s_{LF}(t) = \sin(2\pi 0.05t) \quad (5.1)$$

- 2) Une onde de forme sinusoïdale ayant une fréquence constante de 0,23 Hz au début et à la fin du signal, tandis qu'au environ de 300 s, il apparait des changements de fréquence d'une manière parabolique à plus forte amplitude (simulant la composante P_{HF}):

$$s_{HF}(t) = \begin{cases} \sin(2\pi \times 0.23t) & \text{pour } 0 < t \leq 250 \\ 1.2 \sin(2\pi [0.14 - 8.8 \times 10^{-7}(t - 300)^2](t - 300)) & \text{pour } 250 < t \leq 350 \\ \sin[2\pi \times 0.23(t - 500)] & \text{pour } 350 < t \leq 500 \end{cases} \quad (5.2)$$

Le signal synthétique final est écrit:

$$s(t) = s_{LF}(t) + s_{HF}(t) + n(t) \quad (5.3)$$

où $n(t)$ est un bruit blanc gaussien de variance σ^2 et de moyenne nulle. Le schéma de la représentation temps-fréquence simulée est représenté sur la Figure. 5.1 dans le cas de l'absence de bruit. Les calculs du spectre de puissance dans chaque bande spectrale, en utilisant la transformée de Gabor, sont les suivants:

$$P_{LF}(t) = 0.25 \quad (5.4)$$

$$P_{HF}(t) = \begin{cases} 0.25 & \text{pour } 0 < t \leq 250 \\ 0.25 \times 1.2^2 = 0.36 & \text{pour } 250 < t \leq 350 \\ 0.25 & \text{pour } 350 < t \leq 500 \end{cases} \quad (5.5)$$

Il faut bien noter que ces résultats sont indépendants de l'écart type de la fenêtre d'analyse. Il est prévu que les puissances de spectre $P_{LF}(t)$ et $P_{HF}(t)$ seront récupérées en utilisant les différentes méthodes. Figure. 5.2 montre le spectrogramme calculé au moyen de la transformée de Gabor sur le signal synthétique s .

L'écart-type de la fenêtre d'analyse gaussienne a été fixé à 6 s. Entre 250 et 350 s, le spectrogramme montre le comportement parabolique concave simulé pour la composante P_{HF} .

Les valeurs de P_{LF} prévues devraient être 0.25 le long de l'ensemble de valeurs simulées. Les valeurs de P_{HF} devraient être de 0,25 dans la partie fixe et de 0,36 dans la partie parabolique.

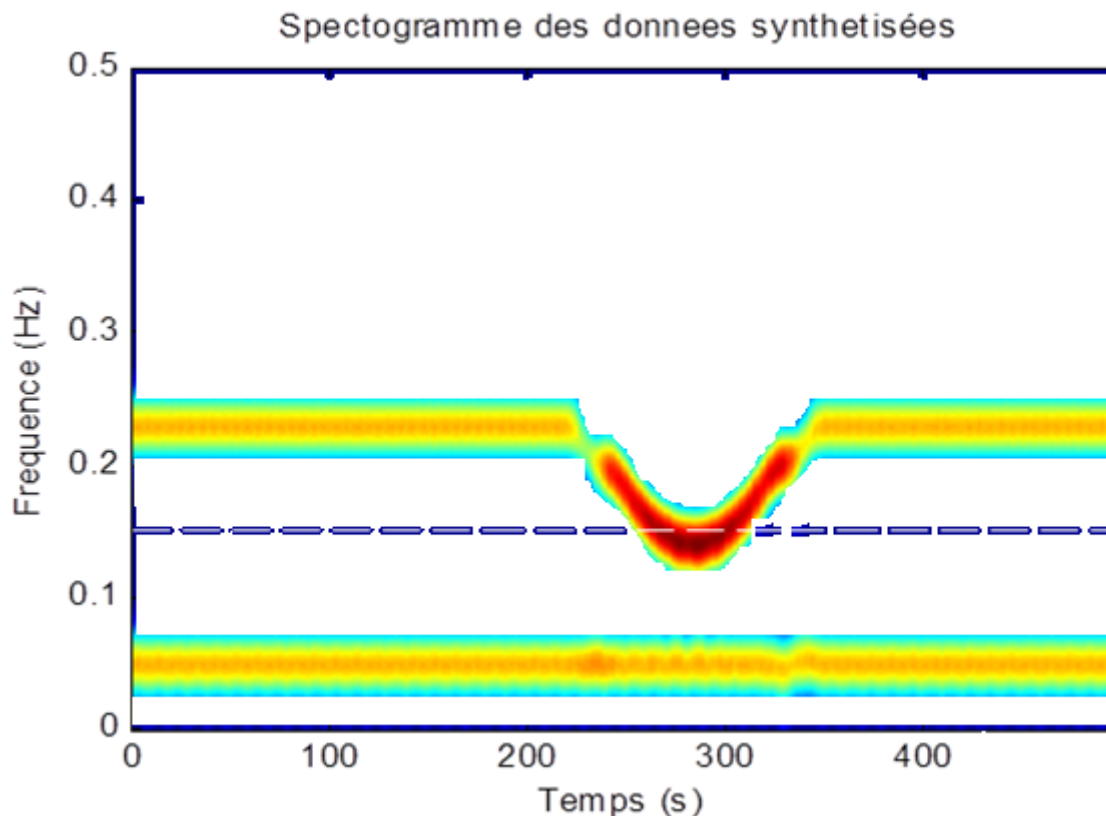


Figure. 5.2. Le spectrogramme des données synthétiques par la transformée de Gabor GT.

L'écart-type de la fenêtre gaussienne a été fixé à 6 s. La fréquence d'échantillonnage est de 1 Hz.

Sur la base de la représentation temps-fréquence obtenue, les puissances estimées des spectres $P_{LF}(t)$ et $P_{HF}(t)$ sont réalisées en tenant compte de trois méthodes d'estimation simultanées: le découpage de bandes LF et HF rigide. (1ère méthode – découpage rigide), la sélection automatique des bandes (2ème méthode – ITSB) et le modèle gaussien à contraintes proposé dans ce travail (3ème méthode - CGM). Les courbes temporelles simulées sont comparées à celles théoriques, représentées en pointillés. Les valeurs P_{LF} évaluées au cours du temps sont représentées dans la figure. 5.3 et les valeurs P_{HF} sont représentées dans la figure. 5.4, les deux cas sans bruit.

Dans la partie fixe des données simulées (de 0 à 250 s, ou après 350 s), les trois méthodes donnent les mêmes résultats sans biais pour les deux valeurs de LF et HF. Dans la partie non stationnaire (entre 250 et 350 s), seule la méthode proposée CGM conduit à des résultats meilleurs.

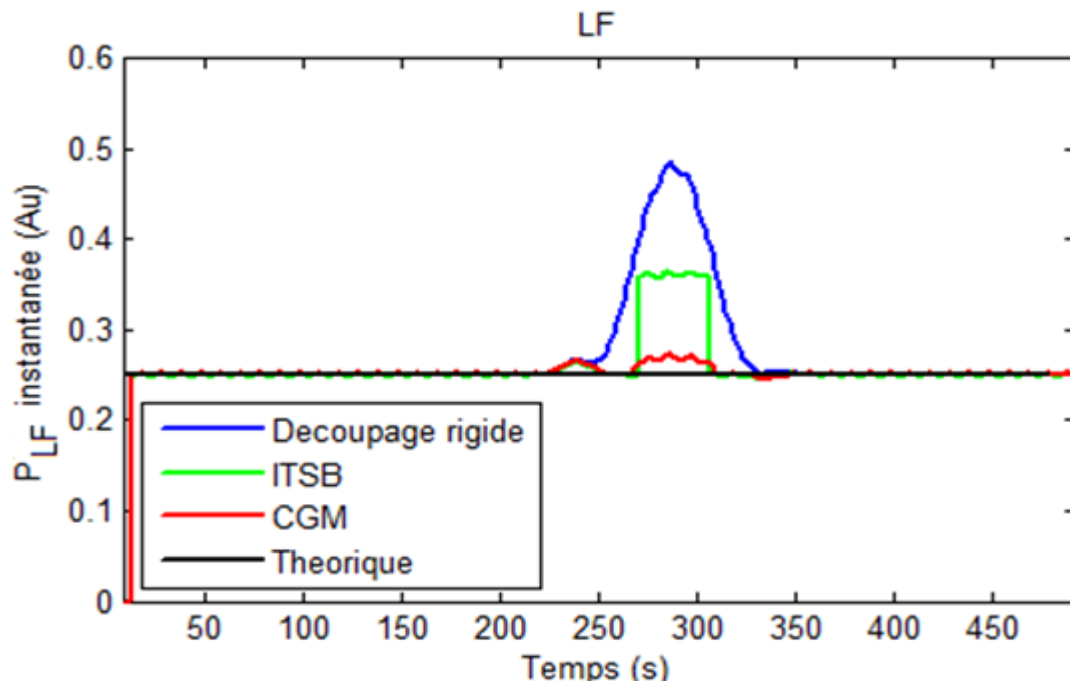


Figure. 5.3 : Les valeurs $P_{LF}(t)$ estimées au cours du temps pour les trois méthodes.

Ces valeurs sont évaluées à partir du spectrogramme de la figure.5. 2. La ligne en noir représente la valeur théorique.

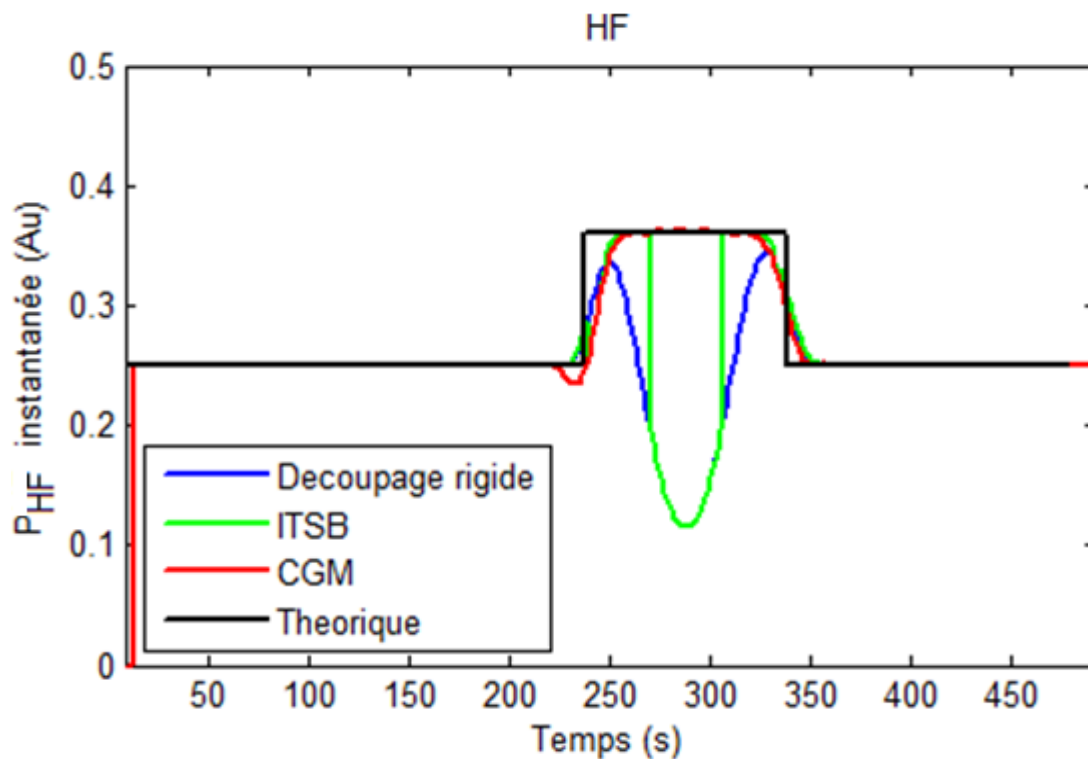


Figure. 5.4. : Les valeurs $P_{HF}(t)$ estimées au cours du temps pour les trois méthodes.

Ces valeurs sont évaluées à partir du spectrogramme de la figure.5. 2. La ligne en noir représente la valeur théorique.

A ce stade, une analyse détaillée des résultats est nécessaire.

Au temps $t_1 = 300$ s, c'est à dire dans le milieu de la variation parabolique, les trois méthodes montrent les différentes bandes spectrales instantanées dans les deux bandes LF et HF comme illustré sur la figure. 5.5. La méthode de découpage rigide surestime fortement la bande LF et sous estime fortement la bande HF, puisque ce découpage est incapable de s'adapter à toutes les variations du spectre. Pour la méthode ITSB, la stratégie de recherche de la bande LF échoue clairement alors que l'estimation de la bande HF est sous-estimée, Enfin, le CGM présente une bonne estimation dans la bande LF. Pour la bande HF, l'estimation du spectre P_{HF} est très proche de celle attendue.

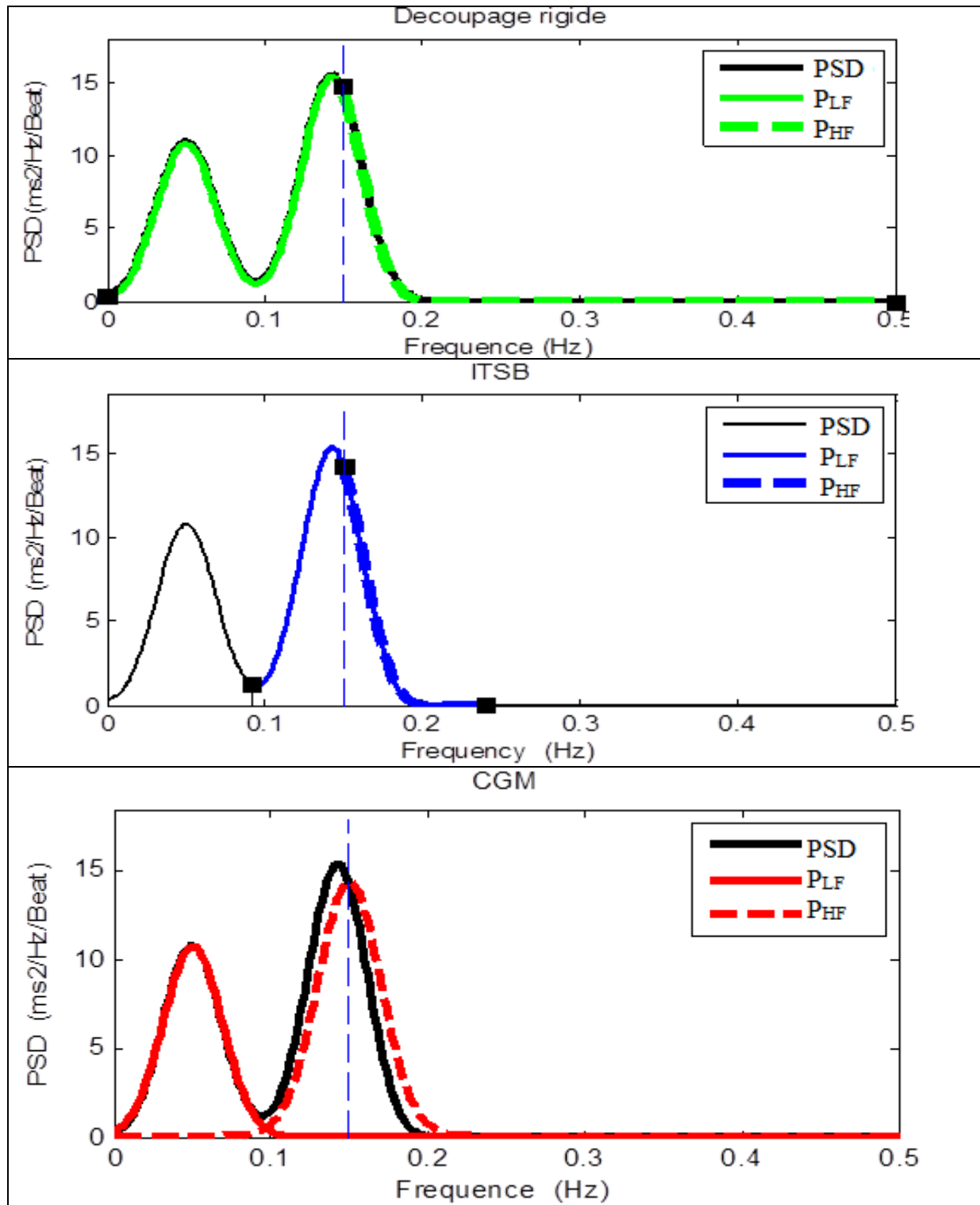


Figure. 5.5 : Représentation de PSD des données synthétiques de la HRV au temps $t_1 = 300$ s pour la définition des bandes des trois méthodes étudiées.

La ligne en pointillé noire verticale représente la fréquence de séparation entre les parties de LF et HF égale à 0,15 Hz. Les carrés montrent les limites données par la méthode de découpage rigide, et ceux identifiés par la méthode ITSB, respectivement.

En outre, ces méthodes sont testées dans un environnement bruité.

L'analyse est effectuée 100 fois par la méthode de Monte Carlo pour étudier l'effet du bruit sur les valeurs de P_{LF} et P_{HF} . Un bruit gaussien d'écart type égal de 0,1 à 0,25 par pas de 0,05 est ajouté aux données synthétiques. Pour chaque cas, les erreurs d'estimation par rapport aux composantes de $P_{LF}(t)$ et $P_{HF}(t)$ désirées sont exprimées comme les racines des erreurs quadratiques moyennes (RMSE). Les valeurs de RMSE temporelles moyennes sont présentées dans le Tableau 5.1.

On peut observer que la méthode proposée CGM est plus performante que les autres méthodes pour un faible bruit, ces différences diminuent pour les valeurs élevées de bruit.

Ces résultats concernent un profil de représentation fixe qui ne peut supporter toutes les situations. Il est cependant prévu que les résultats de haute qualité de la méthode CGM sur des données synthétiques seront efficaces sur des données réelles. C'est l'objet de deux sections dans la suite pour tester les trois méthodes sur des signaux réels.

RMSE	Bruit	Découpage Rigide	ITSB	CGM
LF	0,00	2,14	0,91	0,33
	0,10	3,37	2,24	1,58
	0,15	4,09	2,99	2,35
	0,20	4,85	3,79	3,13
	0,25	5,63	4,56	3,94
HF	0,00	2,78	2,16	0,71
	0,10	3,95	3,49	2,04
	0,15	4,61	4,20	2,81
	0,20	5,37	4,96	3,63
	0,25	6,09	5,61	4,31

Tableau 5.1 : La racine de l'erreur quadratique moyenne entre les composantes désirées P_{LF} et P_{HF} et leurs estimées.

Les valeurs affichées sont moyennées sur la durée totale et exprimée en fonction du niveau de bruit. Les valeurs sont exprimées en 10^{-2} unités.

5.2.2 Les données réelles

Nous nous concentrons sur le stand test classique qui a pour objectif principal d'étudier l'ajustement ortho-parasympathique dans le passage de la position couchée (SUPINE) à la position debout (TILT) [3]. Nous avons effectué le protocole de stand test classique, avec des

données recueillies au moyen d'un dispositif de Holter à la fréquence d'échantillonnage 1000 Hz (ESEM3, Division de l'instrumentation et bio-ingénierie, Univer-Sitat polytechnique de Catalogne 2004). Les pics R ont été détectés au moyen de la procédure classique de Tompkins [65].

Les figures. 5.6 et 5.7 montrent les données, le spectrogramme de Gabor avec un seul point de la fenêtre glissante, et $P_{LF}(t)$. et $P_{HF}(t)$ aux positions SUPINE et TILT, respectivement. La durée temporelle σ de la fenêtre de TG a été fixée à 3,9 échantillons. Cela correspond à une durée temporelle de 4,5 et 3,0 s avec des fréquences d'échantillonnage de 0,87 et 1,31 Hz dans les positions SUPINE et TILT, respectivement. Pour chaque position, la fréquence d'échantillonnage est généralement évaluée comme l'inverse de la valeur moyenne de la séquence des intervalles entre les pics.

On peut remarquer que $P_{LF}(t)$. et $P_{HF}(t)$ varient même lorsque le patient est en état de repos pour la position SUPINE et la position TILT (Figure. 5.6 et 5.7 respectivement). Cela nous renseigne que les activités vagale et sympathique changent avec le temps dans les conditions stables. Cette observation a été signalée dans une étude précédente [164] et renforce l'intérêt de développer des problèmes non stationnaires dans le domaine de l'analyse de la HRV. Le stress orthostatique dû à la transition de la position SUPINE à la position TILT induit une augmentation de l'équilibre sympathovagal (rapport P_{LF} / P_{HF}) [146]. En effet, ce stress implique une diminution de la modulation vagale cardiaque et une augmentation réciproque de l'activité sympathique. Il a été largement observé dans les études précédentes.

La principale préoccupation de ce résultat expérimental concernant ce travail est lié à la performance des trois méthodes (découpage rigide, ITSB et CGM) pour analyser correctement les composantes P_{LF} et P_{HF} . A l'exception pour la composante P_{LF} dans la position TILT (Figure. 5.6 et 5.7), la plupart du temps, les trois méthodes montrent des résultats différents. Pour analyser correctement ces différences, La figure 5.8 montre trois densités spectrales de puissance instantanées au temps 23 s (Beat # 20), 400 s (Beat # 347) et 479 s (Beat # 416) en position SUPINE; au temps 26 s (Beat # 34), 156 s (Beat # 205) et 384 s (Beat # 504) dans les positions TILT Les graphes montrent LF et HF dans les domaines spectraux identifiés par chacune des trois méthodes concurrentes.

En général, la position de TILT montre moins d'écart entre les méthodes que celle de SUPINE, pour les valeurs de P_{LF} . et P_{HF} . Par exemple, la représentation en haut à droite dans la figure 5.8 montre une situation favorable où les méthodes CGM et ITSB sont équivalentes. Pour la même situation, il arrive que la méthode ITSB s'échoue d'obtenir la

bande HF appropriée tel qu'il est représenté en bas à droite de la figure.5. 8. En effet, la méthode ITSB localise le maximum de la valeur de PSD à la frontière de la région de recherche HF. Le cas du milieu droit reste un cas monomodal difficile car la présence d'un seul maximum empêche toute identification claire de la bande LF et HF.

Dans la position SUPINE, les courbes de PSD multimodales ont tendance à produire des valeurs P_{LF} et P_{HF} sous-estimées en raison de la présence de minima locaux dans les courbes. Dans ces cas, seule la méthode CGM montre de meilleurs résultats. Le détail d'analyse montre clairement que la méthode proposée donne de meilleurs résultats que les deux autres.

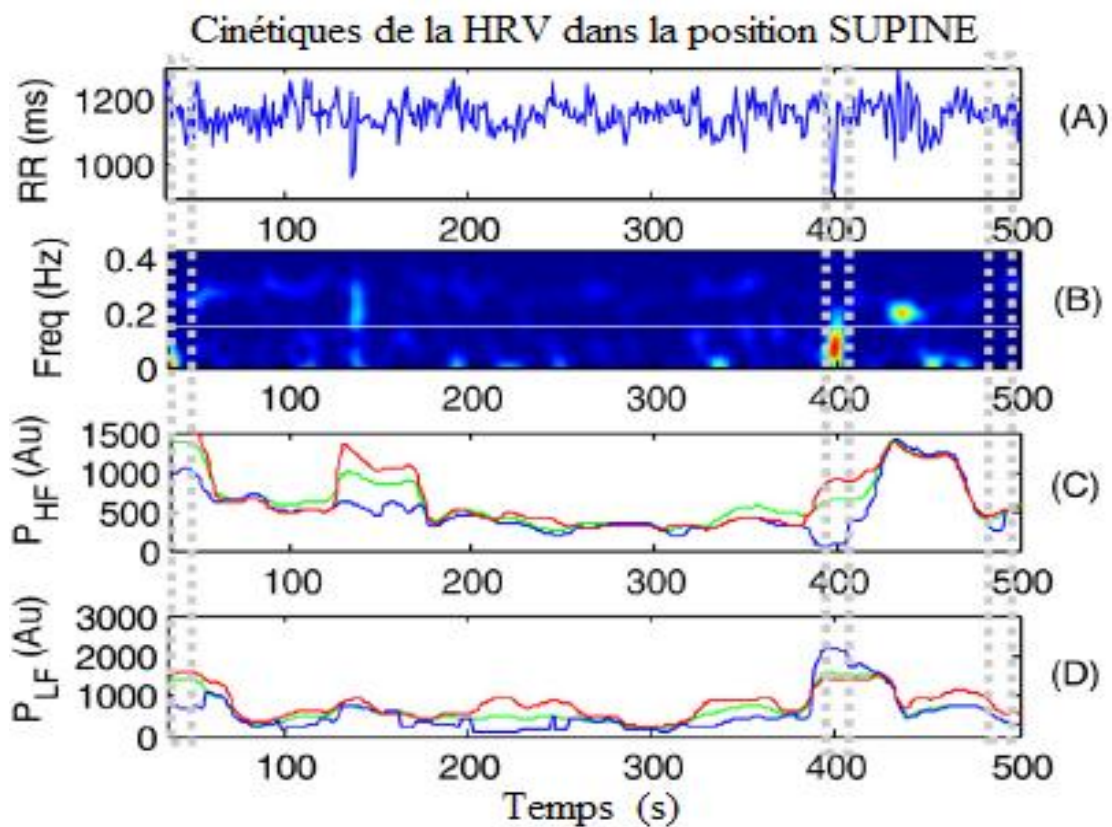


Figure. 5.6 : Cinétiques de la HRV sur des données réelles au cours de l'état de SUPINE du stand test.

Figure (A): Les données de la HRV obtenues après élimination de la tendance et de centrage autour de la valeur moyenne.

Figure (B): Représentation temps-fréquence de TG des données.

Figure (C et D): Les composantes P_{LF} et P_{HF} instantanées respectivement estimées au moyen de la méthode de découpage rigide (ligne verte), la méthode ITSB (ligne bleue) et la méthode de CGM en (ligne rouge). La ligne blanche en pointillés dans la figure (B) représente la frontière rigide entre les bandes LF et HF (0,15 Hz). Les rectangles noirs verticales donnent la position de trois tranches étudiées présentées sur la Figure 5.8.

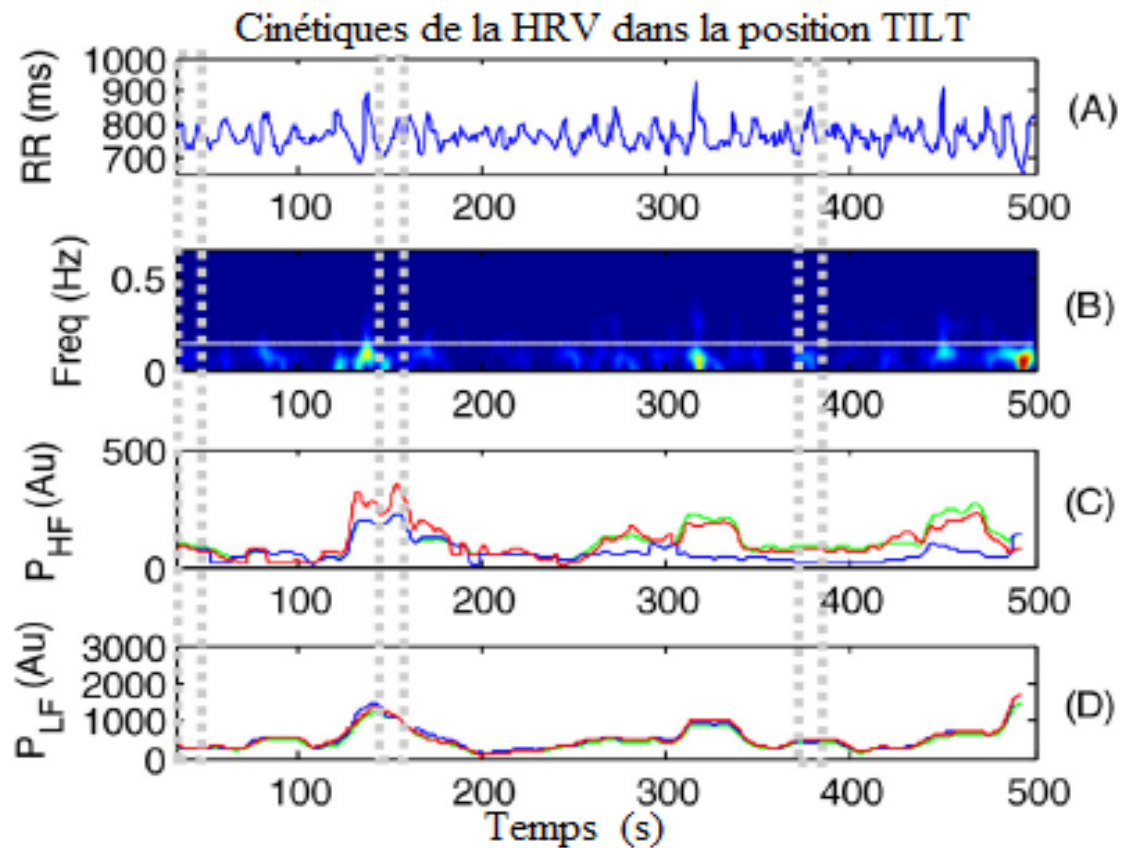


Figure. 5.7 : Cinétiques de la HRV sur des données réelles au cours de l'état de TILT du stand test.

Figure (A): Les données de la HRV obtenues après élimination de la tendance et de centrage autour de la valeur moyenne.

Figure (B): Représentation temps-fréquence de TG des données.

Figure (C et D): Les composantes P_{LF} et P_{HF} instantanées respectivement estimées au moyen de la méthode de découpage rigide (ligne verte), la méthode ITSB (ligne bleue) et la méthode de CGM en (ligne rouge). La ligne blanche en pointillés dans la figure (B) représente la frontière rigide entre les bandes LF et HF (0,15 Hz). Les rectangles noirs verticales donnent la position de trois tranches étudiées présentées sur la Figure 5.8.

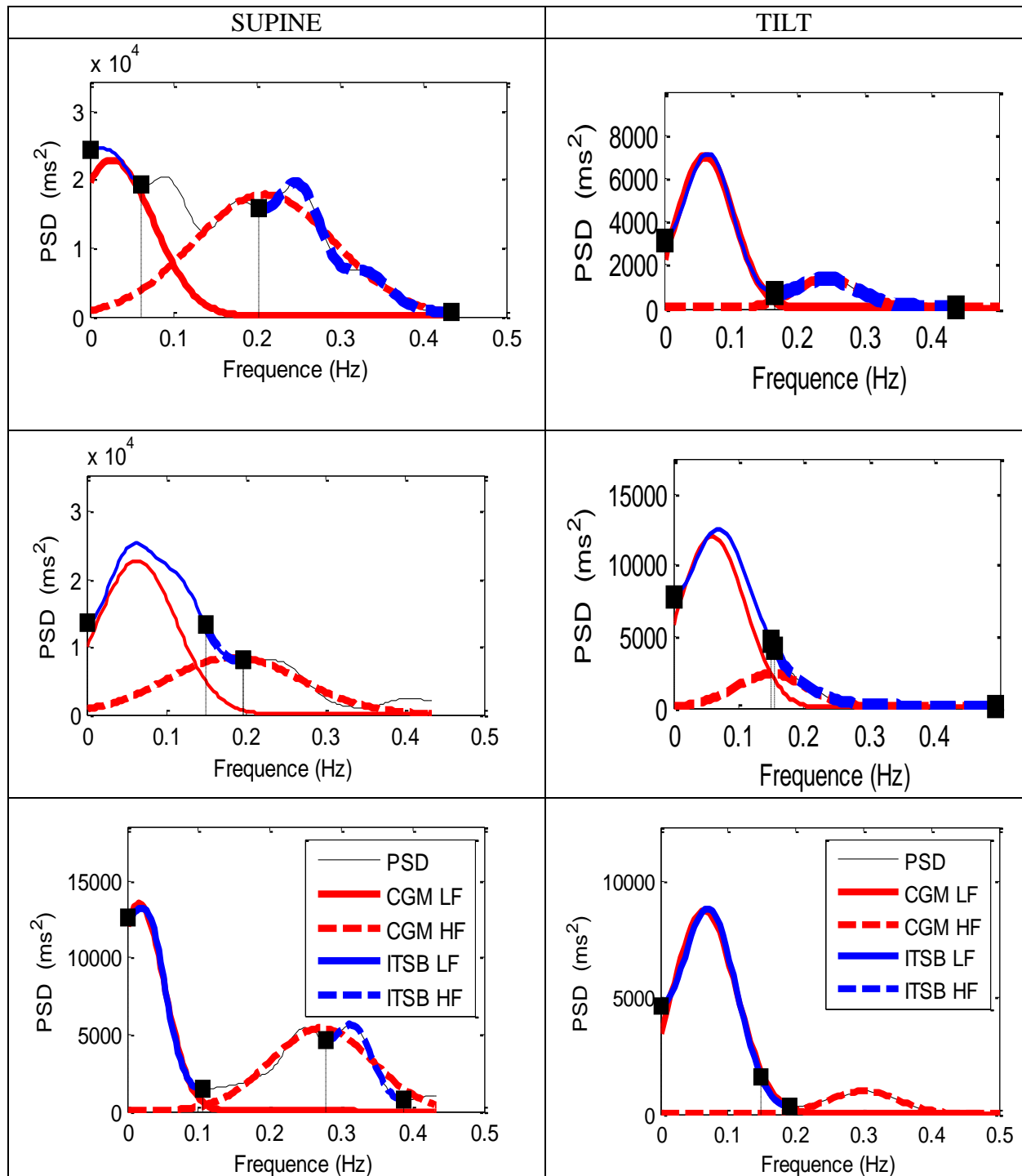


Figure. 5.8 : Représentation de PSD et identification de bandes de fréquence LF et HF.

Pour la position SUPINE aux instants 23, 400 et 479 s (colonne de gauche) et la position TILT aux instants 26, 156 et 384 s (colonne de droite). La ligne noire est la représentation PSD. Les lignes rouges et les lignes bleues sont les bandes de fréquences identifiées par la méthode CGM et d' ITSB, respectivement. Les parties basses et hautes fréquences sont représentées par des lignes pleines et les lignes en pointillés, respectivement. Les carrés noirs représentent les limites des bandes identifiées pour la méthode ITSB

5.3 Impact des méthodes sur un problème de classification

Les trois méthodes sont testées sur un problème de classification à deux classes pour les deux ensembles de données. Le premier ensemble de données provient du test le plus rencontré pour l'évaluation de la réponse ortho-parasympathique (stand de test). Ce test est à priori physiologiquement bien connu et contrôlé dans des conditions de stationnarité, donc les méthodes non stationnaires devraient être en mesure de refléter les résultats des méthodes stationnaires.

La robustesse des méthodes de type et du niveau de bruit est évaluée en termes de puissance de discrimination SUPINE/TILT. La robustesse de la méthode CGM à des variations de contraintes est également signalée. Le second ensemble de données vise à évaluer l'impact de notre méthode dans un état non stationnaire pour laquelle les gens ont une réaction émotionnelle. Pour chaque méthode testée, les changements du rapport P_{LF}/P_{HF} sont évalués sur la base Fantasia [165] entre les personnes âgées et les jeunes.

5.3.1 Stand test synthétique

Nous avons exécuté 500 fois par la méthode de Monte-Carlo la densité spectrale de puissance (AR-PSD) des signaux simulés basés sur le modèle auto régressif. Les données synthétiques ont été générées par filtrage du bruit blanc avec les coefficients du modèle AR du 7èmes ordre comme indiqué dans [77]. Un ensemble de coefficients est proposé pour modéliser la position couchée(SUPINE), l'autre est pour la position debout(TILT). Nous comparons d'abord les performances de CGM avec les autres méthodes en termes de puissance de classification. Deuxièmement, nous testons la robustesse de la méthode CGM en analysant les résultats des modifications aux paramètres de contrainte (l'amplitude et la variance).

5.3.1.1 Étude de la discrimination des méthodes avec le bruit

Afin d'obtenir des signaux de la HRV simulés, deux types de bruit ont été ajoutés aux signaux simulés. Nous avons d'abord examiné un bruit blanc gaussien additif (AWG) à des valeurs de rapport signal/bruit de 100dB (sans bruit), 20 dB, 10 dB et 5 dB. Cela correspond à un cas de bruit standard. Nous avons d'autre part considéré un bruit impulsif à des valeurs d'intensité de 0%, 1% et 2% où l'intensité est la probabilité qu'un pic positif ou négatif survient dans les 100 échantillons. L'amplitude du pic est 300 fois la période d'échantillonnage, avec un signe uniformément réparti. Cela représente un cas caractéristique

de bruit de la HRV plus spécifique en tenant compte des battements ectopiques ainsi que les erreurs de détection de pic R.

La discrimination des puissances D a été évaluée en tant que différence de rapport P_{LF}/P_{HF} entre la position TILT et la position SUPINE:

$$D = \frac{P_{LF}}{P_{HF}}(TILT) - \frac{P_{LF}}{P_{HF}}(SUPINE) \quad (5.6)$$

Nous avons considéré la même TG avec le même paramétrage précédent et les estimations des rapports $P_{LF}(t)/P_{HF}(t)$ ont été moyennées dans le temps et exprimées en moyenne \pm écart type des valeurs (voir le tableau 5.2). En absence du bruit blanc Les méthodes de découpage rigide et de CGM présentent des résultats proches de celui trouvé théoriquement ($D=2,6$) que la méthode d'ITSB. Quel que soit le type et le niveau de bruit, les méthodes ITSB et CGM donnent de meilleurs résultats que la méthode de découpage rigide. Bien que les résultats moyens des méthodes ITSB et CGM sont équivalents, la méthode CGM est plus performant que ITSB montrant des valeurs d'écart type inférieur.

Le niveau de bruit impulsif réduit la puissance de discrimination quelle que soit la méthode alors qu'aucun effet n'est rapporté avec le niveau de bruit AWG.

Différence de P_{LF}/P_{HF}	Niveau du bruit(dB)	Découpage rigide	ITSB	CGM
Bruit blanc	Sans bruit	2,5 \pm 0,9	1,9 \pm 1,3	2,8 \pm 2,0
	20	3,0 \pm 1,6	4,9 \pm 4,8	5,0 \pm 2,3
	10	3,0 \pm 1,8	5,3 \pm 5,5	5,1 \pm 2,7
	5	3,1 \pm 1,7	5,2 \pm 5,3	5,2 \pm 2,6
Bruit impulsif	0 %	3,0 \pm 1,6	4,7 \pm 4,9	5,1 \pm 2,4
	1 %	1,7 \pm 1,4	3,2 \pm 3,9	3,0 \pm 2,1
	2 %	1,1 \pm 1,2	2,1 \pm 2,9	1,9 \pm 1,6

Tableau 5.2: La discrimination de puissance D entre la position TILT et la position SUPINE pour les trois méthodes comparées.

L'écart-type de la fonction de Gabor était de 3,9 échantillons, soit 4,7 s pour la position SUPINE (période d'échantillonnage $T_s = 1,2$ s) et 3.1 s pour la position TILT ($T_s = 0,8$ s). Les valeurs affichées sont moyennées sur la durée totale et exprimées en fonction du niveau de

bruit blanc gaussien additif (AWG) et le bruit impulsif. Les résultats sont exprimés en moyenne \pm l'écart type.

5.3.1.2 Étude de la robustesse de la méthode CGM avec les contraintes

Afin d'étudier les résultats de la méthode CGM par rapport aux paramètres de contraintes, nous avons modifié les contraintes du tableau 2.1 en changeant l'amplitude 0,9 à 0,5 A_{init} et la différence d'écart-type $\Delta\sigma = \sigma_{max} - \sigma_{min}$ de 0,01 à 0,219, à un pas de 0,011. Ces derniers paramètres ont été appliqués pour la bande LF et nous avons appliqué deux fois ces valeurs pour la bande HF. Des résultats plus élevés ont été obtenus avec 0,5 A_{init} avec une plus grande dispersion. Sans aucune contrainte d'amplitude, les résultats deviennent incohérents et varient en valeurs aléatoires.

Un minimum de 0,05 de la différence de l'écart type a été nécessaire pour avoir une différence apparente entre les deux positions SUPINE et TILT quel que soit l'amplitude de la contrainte testée. Pour la contrainte de 0,5 A_{init} , aucune différence n'a été trouvée entre les paramètres à partir de $\Delta\sigma = 0,120 - 0,219$. Pour la contrainte de 0,9 A_{init} , aucune différence n'a été trouvée entre les paramètres à partir de $\Delta\sigma = 0,065 - 0,219$.

En conclusion, des paramètres de contraintes minimales sont recommandés, tant en amplitude et en différence d'écart-type de parvenir à une utilisation correcte de la méthode CGM.

Nous notons que, bien que dans la partie stationnaire la méthode proposée (avec ou sans contraintes) est proche de celle théorique mais dans la partie parabolique (entre 250 et 350s) notre méthode sans utilisation de contraintes est biaisé par rapport à celle avec contraintes (CGM) qui est proche des valeurs théoriques avec ou sans bruit (voir figures 5.9 et 5.10 et tableau 5.3).

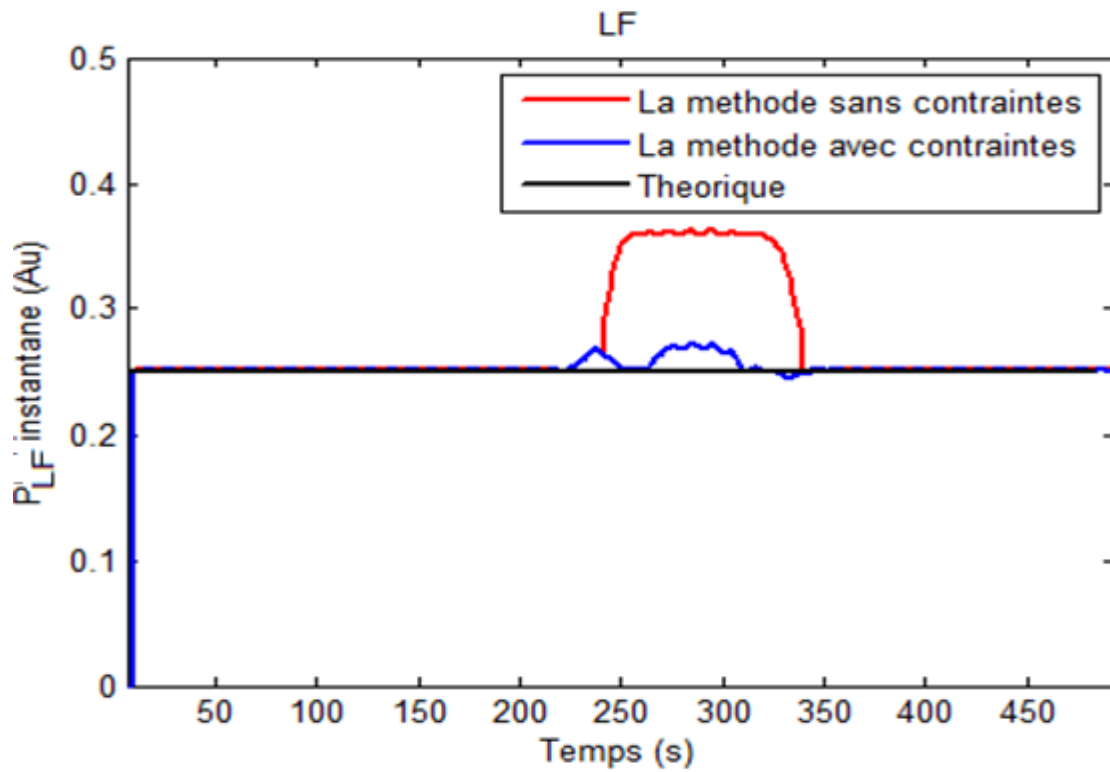


Figure. 5.9 : Les valeurs $P_{LF}(t)$ estimées au cours du temps pour la méthode proposée avec et sans utilisation de contraintes.

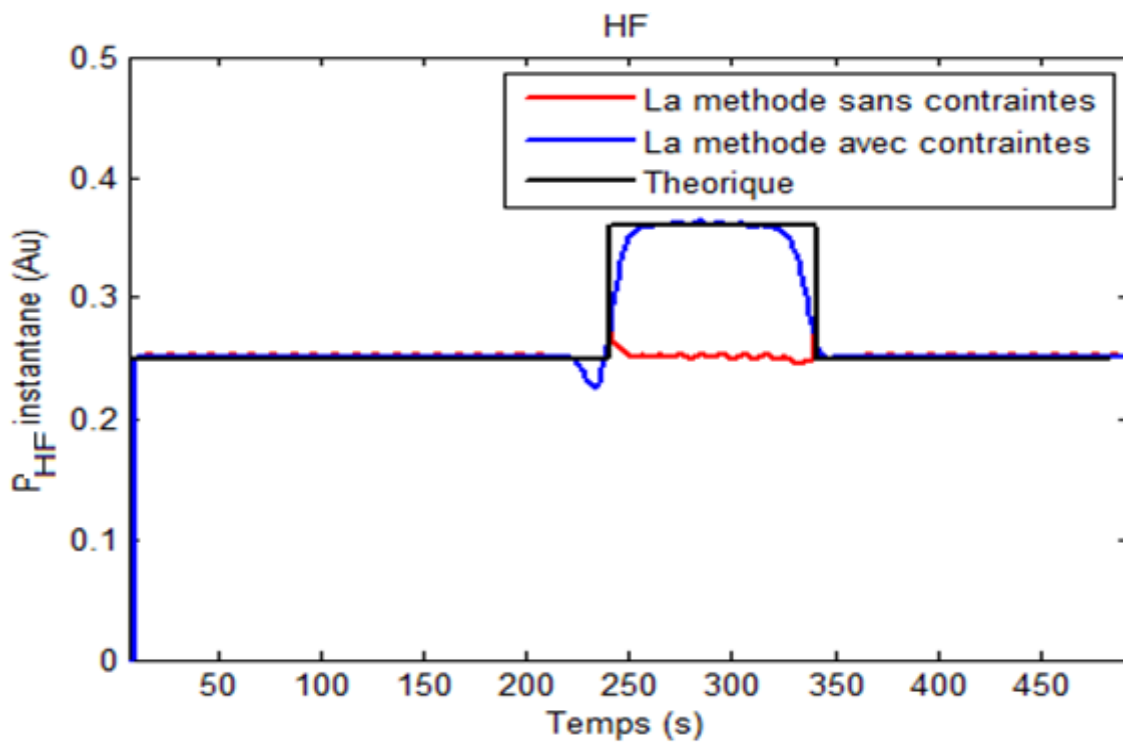


Figure. 5.10 : Les valeurs $P_{HF}(t)$ estimées au cours du temps pour la méthode proposée avec et sans utilisation de contraintes.

Niveau du bruit	Les contraintes	LF	HF
0	Sans	2,14	2,40
	Avec	0,33	0,71
0,1	Sans	3,44	3,39
	Avec	1,58	2,04
0,15	Sans	4,15	3,93
	Avec	2,35	2,81
0,2	Sans	4,93	4,41
	Avec	3,13	3,63
0,25	Sans	5,92	4,90
	Avec	3,94	4,31

Tableau 5.3 : La racine de l'erreur quadratique moyenne entre les composantes désirées P_{LF} et P_{HF} et leurs estimées avec et sans contraintes pour la méthode proposée.

Les valeurs affichées sont moyennées sur la durée totale et exprimée en fonction du niveau de bruit. Les valeurs sont exprimées en 10^{-2} unités.

5.3.1.3 Étude de la robustesse de la méthode CGM avec ICF

Nous avons étudié l'influence du paramètre ICF représentant le barycentre du spectre sur la méthode CGM avec le signal simulé précédent. En utilisant ICF, nous remarquons que la méthode CGM suit convenablement les changements du spectre dans les deux bandes LF et HF même dans le cas non stationnaire entre 250 et 350 s voir figures 5.11 et 5.12. En général, cette méthode présente une erreur RMSE toujours plus petite dans le cas de l'utilisation de ICF et qui augmente avec le niveau du bruit voir tableau 5.4.

Par conséquent la méthode CGM devient plus robuste avec l'utilisation d'ICF.

Niveau du bruit	ICF	LF	HF
0	Sans	1,04	1,85
	Avec	0,33	0,71
0,1	Sans	2,50	3,07
	Avec	1,58	2,04
0,15	Sans	3,53	3,70
	Avec	2,35	2,81
0,2	Sans	4,81	4,48
	Avec	3,13	3,63
0,25	Sans	5,80	5,03
	Avec	3,94	4,31

Tableau 5.4 : La racine de l'erreur quadratique moyenne entre les composantes désirées P_{LF} et P_{HF} et leurs estimées avec et sans ICF pour la méthode CGM.

Les valeurs affichées sont moyennées sur la durée totale et exprimée en fonction du niveau de bruit. Les valeurs sont exprimées en 10^{-2} unités.

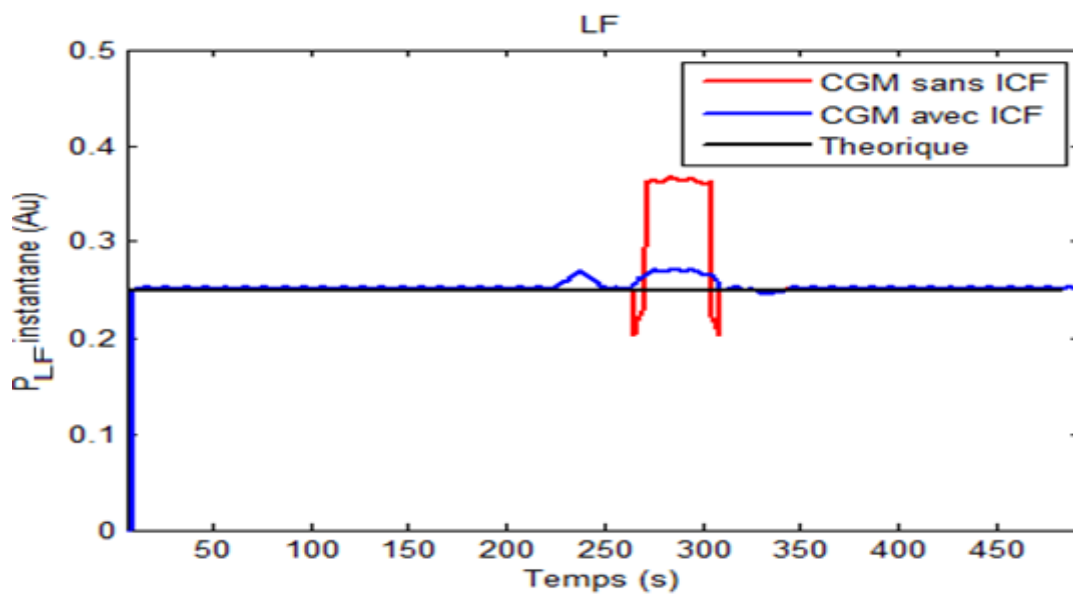


Figure. 5.11 : Les valeurs $P_{LF}(t)$ estimées au cours du temps pour la méthode CGM avec et sans utilisation de ICF.

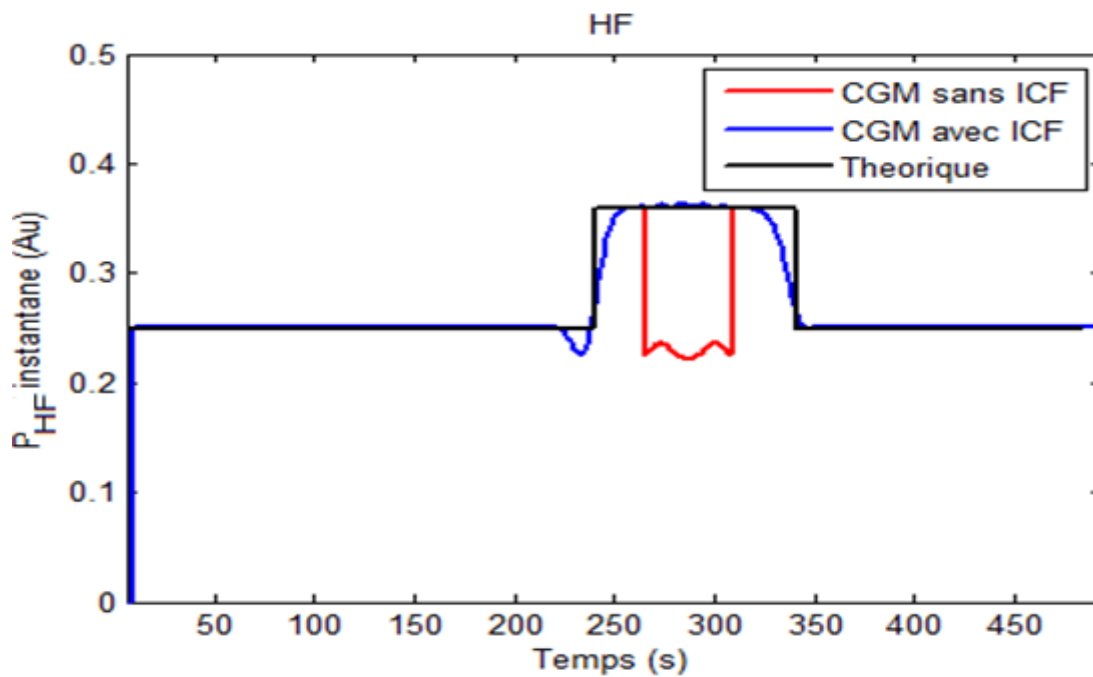


Figure. 5.12 : Les valeurs $P_{HF}(t)$ estimées au cours du temps pour la méthode CGM avec et sans utilisation de ICF.

5.3.1.4 Mesure de la fiabilité de la modélisation

Nous avons utilisé la statistique R-carré ajustée pour mesurer la performance de la modélisation.

Nous remarquons bien que cette statistique est très proche de 1 pour tous les niveaux de bruit voir tableau 5.5, donc la modélisation par ajustement (la méthode CGM) est plus fiable.

Niveau du bruit	R-carrée ajustée
0	0,9830
0,1	0,9827
0,15	0,9827
0,2	0,9816
0,25	0,9805

Tableau 5.5 : La statistique R-carré ajustée en fonction

du niveau bruit pour la méthode CGM.

5.3.2 Les données réelles: Fantasia database

5.3.2.1 La base de données Fantasia

Dans cette section, nous montrons le potentiel de l'approche CGM dans l'étude de l'effet du vieillissement sur la réponse cardiaque à une expérience (en regardant un film [165]).

Vingt jeunes (21-34 ans) et vingt personnes âgées (68-85 années) ont participé à une étude qui consistait à regarder le film Fantasia (Disney, 1940) au cours d'une période de 120 min.

Les patients ont tous été rigoureusement sélectionnés en bonne santé. Le signal ECG a été enregistré en continu durant la session. La série RR a été extraite à l'aide des routines de Physionet (voir [165] pour plus de détails sur les méthodes).

5.3.2.2 Discrimination des deux populations de la base

Les valeurs de $P_{LF}(t)$ et $P_{HF}(t)$ ont été calculées à partir de la série temporelle RR en utilisant la transformée de Gabor. La durée temporelle σ de la fenêtre de TG ont été fixés à 16 échantillons correspondant à des durées temporelles entre 12,2 et 23,5 s selon les patients. Le rapport $P_{LF}(t)/P_{HF}(t)$ a été calculé pour évaluer l'activité sympathique et sa valeur moyenne a été considérée. Cette procédure a été appliquée pour les trois méthodes (découpage rigide, ITSB et CGM). Des statistiques ont été réalisées afin d'évaluer la performance des méthodes utilisant le logiciel Statistica7.1 (Stat Soft. Inc.).

Ces analyses ont signalé une violation de l'hypothèse de normalité (test de Lilliefors) et de l'homogénéité de l'assomption de la variance (test de Leven) pour les groupes qui ont été définis par l'âge (jeunes et âgés) et par les trois méthodes. C'était la raison pour laquelle les différences entre les groupes ont été testées avec l'analyse de la variance non paramétrique Kruskal-Wallis. Les seuils significatifs ont été fixés à $\alpha = 0,05$.

Les résultats du rapport P_{LF}/P_{HF} sont présentés sur la Figure. 5.13. Les valeurs médianes de rapport P_{LF}/P_{HF} pour le groupe des âgés étaient nettement plus élevés que pour le groupe des jeunes. La différence entre les valeurs médianes entre les groupes d'âge (âgé-jeune) étaient plus élevés avec la méthode CGM (146.14 avec $p = 0,007$) que la méthode ITSB (42.78 avec $p = 0,25$), la méthode de découpage rigide (20.14 avec $p = 0,05$). L'approche CGM semble la mieux discriminante des deux groupes.

Les trois méthodes présentent un rapport plus élevé de P_{LF}/P_{HF} pour les patients âgés par rapport aux jeunes. C'est plus probablement la conséquence de l'activation sympathique chronique avec le vieillissement [166, 167] qu'une différence dans la réponse émotionnelle.

En effet, la plupart des études rapportent des patients plus âgés étant mieux à contrôler leurs émotions par rapport aux jeunes patients [168, 169].

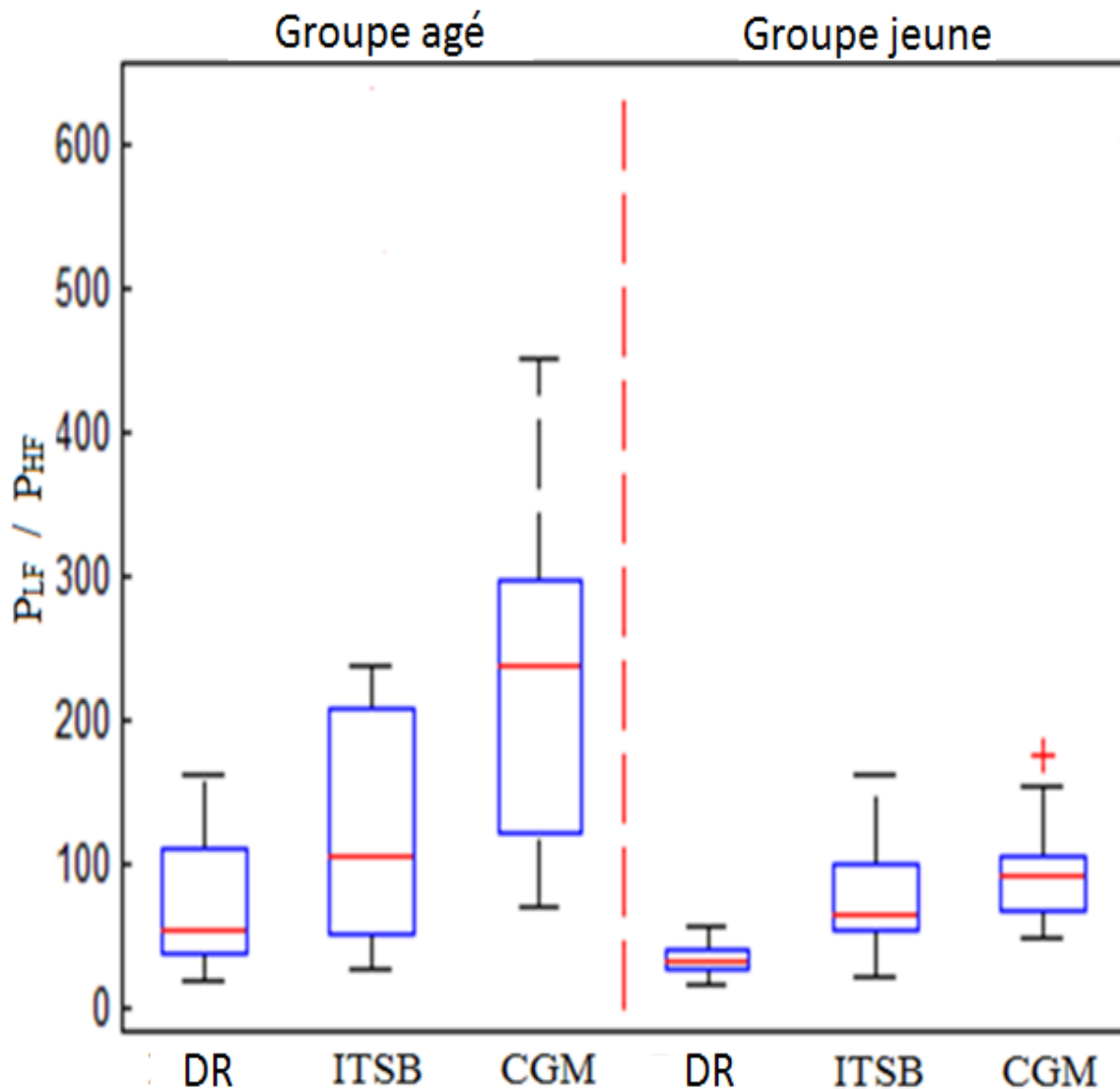


Figure. 5.13. Les changements de rapport P_{LF}/P_{HF} selon le groupe d'âge et les méthodes d'identification des bandes LF et HF.

Les boîtes à moustaches ont des lignes aux valeurs quartile inférieur, médian et supérieur, Elles indiquent les données les plus élevées et les plus faibles qui sont à moins de 1,5 fois l'écart interquartile, plus des signes marquant les valeurs individuelles en dehors de la plage des boîtes à moustaches.

5.3.2.3 Etude statistique des deux populations

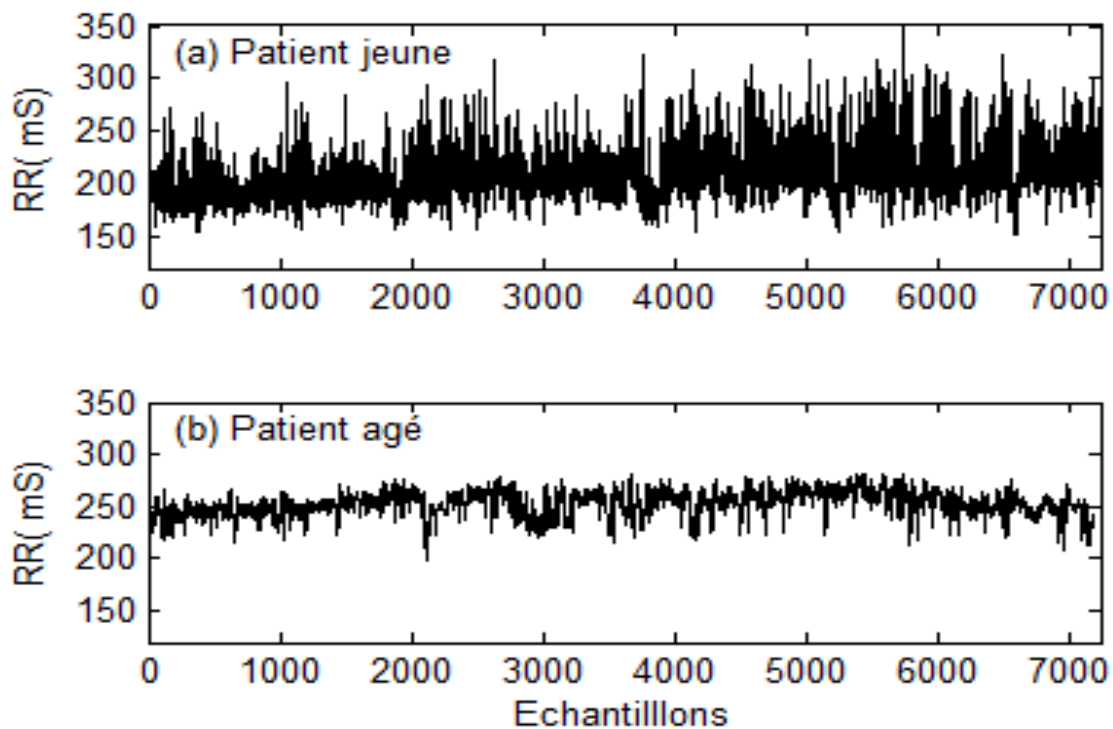


Figure 5.14 : Le signal de la HRV d'un patient jeune (a) et d'un patient âgé (b) pris dans les mêmes conditions.

Les patients âgés présentent une réduction de la variabilité du rythme cardiaque de façon significative.

L'âge est traditionnellement associé avec le processus de déclin de la fonction physiologique et la réduction de la complexité physiologique [170, 171].

Nous testons la possibilité que l'âge avancé chez les patients sains en apparence conduirait à une augmentation du rythme cardiaque moyen et à une réduction significative de la variabilité du rythme cardiaque.

Nous constatons que la base de données Fantasia présente des groupes avec intervalles RR moyennes : $\langle RR \rangle \pm \sigma = 264,61 \pm 40,94$ pour le groupe des personnes âgées et $\langle RR \rangle \pm \sigma = 249,66 \pm 42,21$ pour le groupe des jeunes, où σ est l'écart type.

Pour tester s'il y a une réduction de la variabilité du rythme cardiaque avec l'âge, nous estimons pour chaque patient l'écart type de l'intervalle RR cardiaque σ_{R-R} (souvent désigné comme SDNN). Pour les patients jeunes et âgés dans la base de données Fantasia, nous trouvons une différence statistiquement significative avec :

1) une valeur plus élevée pour la moyenne du groupe $\langle \sigma_{R-R} \rangle$

2) une plus grande variabilité inter-patient: $\langle \sigma_{R-R} \rangle \pm \sigma = 26,82 \pm 14,53$ pour les jeunes par rapport à $\langle \sigma_{R-R} \rangle \pm \sigma = 17,09 \pm 9,40$ pour les patients âgés. Le test t de Student montre une différence significative entre les deux groupes avec $p_value = 0,0225$.

Par conséquent, nous constatons une différence significative entre les patients jeunes et âgés, ce qui indique une nette diminution de la variabilité du rythme cardiaque avec l'âge.

En général, nous constatons que les patients sains âgés montrent une augmentation du rythme cardiaque moyen et une réduction significative de la HRV et un dynamisme du HRV pour les jeunes patients sains (présence beaucoup de HF) par conséquent, le rapport sympathovagal P_{LF} / P_{HF} est supérieur chez les patients sains âgés.

5.3.2.4 Interactions entre les signaux HRV et la pression artérielle

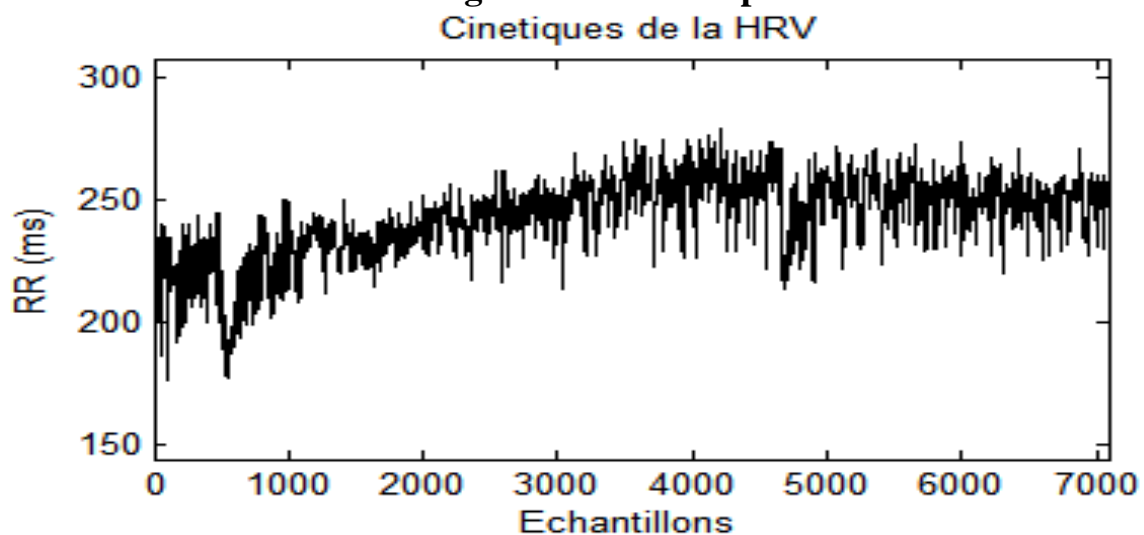


Figure 5.15: Le signal du HRV du patient étudié.

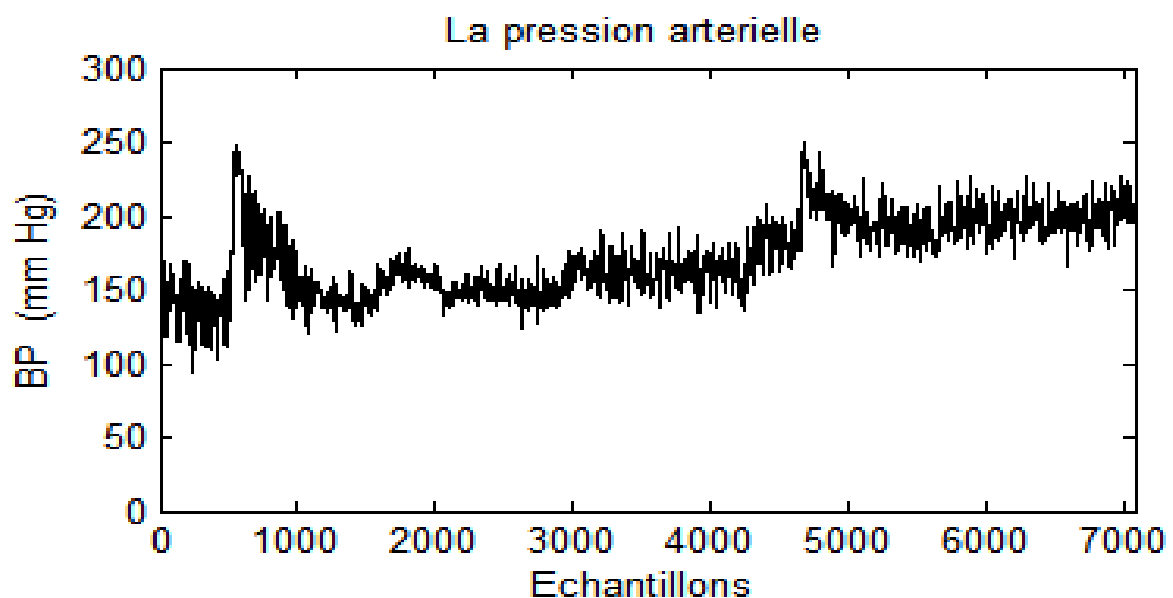


Figure 5.16: Le signal de la pression artérielle du patient étudié

Des recherches récentes menées à l'Institut de HeartMath ont démontré que les dynamiques de la HRV sont particulièrement sensibles aux changements d'état émotionnel, et que les émotions positives et négatives peuvent être facilement distinguées par des changements dans le rythme cardiaque normal [172].

Pour notre cas étudié, Le film de fantaisie (d'horreur) provoque l'émotion (choc émotif) donc réaction du système sympathique ou vagal. Le système ANS va provoquer la libération des neurotransmetteurs au niveau des espaces synaptiques et au niveau de la plaque neuromotrice (le tissu nerveux autonome du cœur c'est-à-dire tissu modal jusqu'en faisceau de Purkinje) ce dernier va exciter le myocarde en lui donnant une fréquence élevée (tachycardie) ce qui va permettre au cœur d'éjecter beaucoup de sang au niveau des organes et muscles pour que l'organisme adapte la réponse vis-à-vis du stress.

Une fois cette phase est passée l'organisme rentre dans la phase de récupération contrôlée par le système parasympathique, celui-ci va agir sur le tissu nerveux du cœur (tissu modal) en lui imposant un rythme cardiaque plus calme voir même une bradycardie compensatrice (voir entre les échantillons 500 et 700 ou entre 4600 et 4800 pour le patient étudié).

A cet effet, dans cette phase le signal HRV du patient étudié (âgé), diminue de manière significative, donc augmentation du rythme cardiaque à la suite des émotions négatives (stress, frustration, colère, etc.) [173] alors nous aurons un effet sympathique important. Notre méthode CGM a mieux détecté cet événement que les autres méthodes (voir la figure 5.17 et 5.18).

Sachant que la forme d'onde de la pression artérielle représente la fonction cardiaque (HRV) de la contraction et la relaxation. La pression systolique indique l'activité de contraction du cœur alors que la pression diastolique spécifie le comportement de relaxation du cœur [174], la pression artérielle détecte également cette émotion en synchronisme avec le signal de la HRV (voir Figures 5.15 et 5.16)

Lors des événements transitoires, l'analyse spectrale croisée du signal HRV et de la pression artérielle a permis de montrer une réactivité vagale réduite en présence d'une activité et d'une réactivité sympathique augmentée suggérant une altération sympathovagale dans le système nerveux autonome.

5.3.2.5 L'évolution des spectres P_{LF} et P_{HF} instantanés

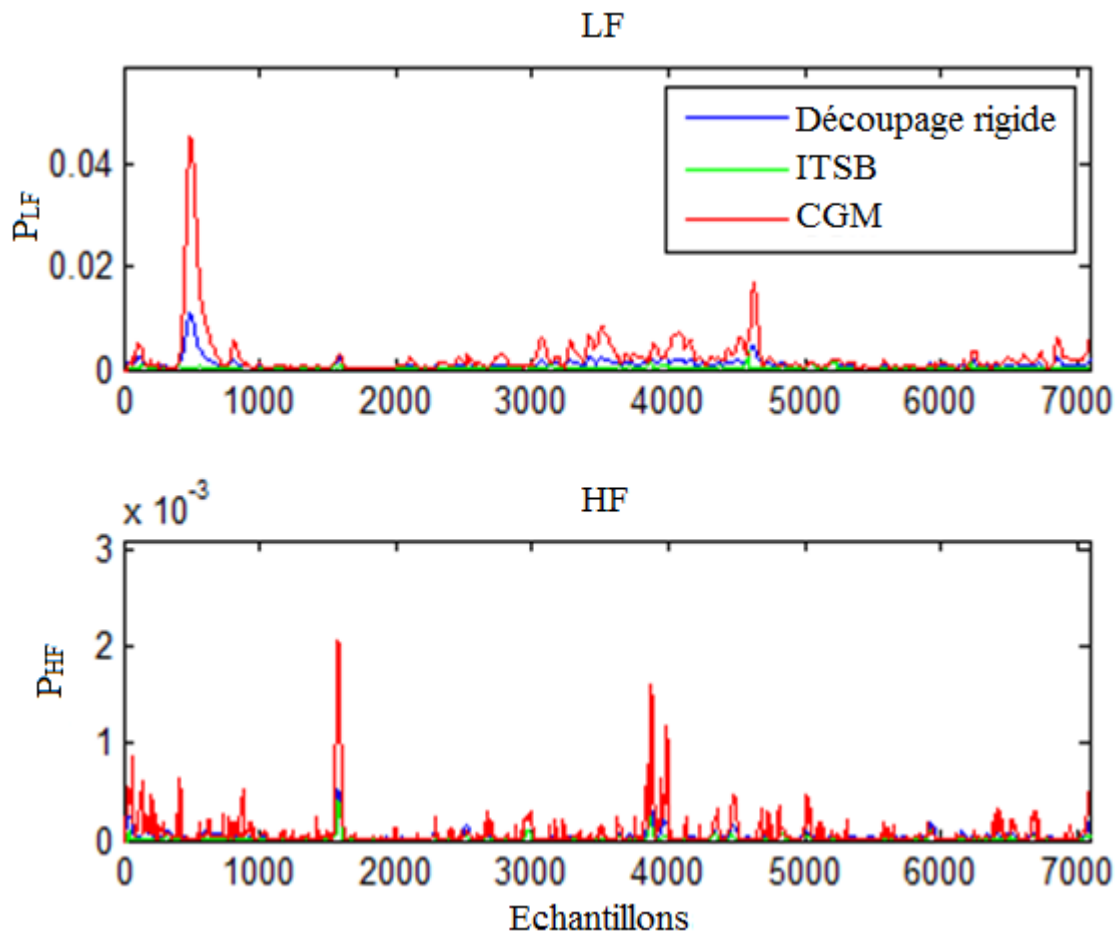


Figure 5.17 : Les spectres P_{LF} et P_{HF} instantanés pour le patient étudié.

En général, le spectre dans la bande LF est multimodale, par conséquent la méthode ITSB est sous estimée dans cette bande. Ceci peut être expliqué par la procédure de recherche des limites de la bande de fréquences en raison de la présence de minima locaux dans les courbes, . Les méthode de découpage rigide et ITSB sous-estiment les bande LF et HF, puisqu'elles sont incapables de s'adapter à toutes les variations du spectre. La méthode de CGM est plus adaptable aux changements du signal HRV, alors le rapport sympathovagal est plus élevé pour CGM en particulier dans les zones de transition (500 à 700) et (4600-4800) échantillons comme le montre la figure 5.18. En plus nous pouvons remarquer que le spectre P_{LF} est supérieur à celui de P_{HF} pour les trois méthodes alors le rapport sympathovagal est supérieur à 1 et l'effet sympathique est dominant cela est confirmé dans l'application de la discrimination précédente.

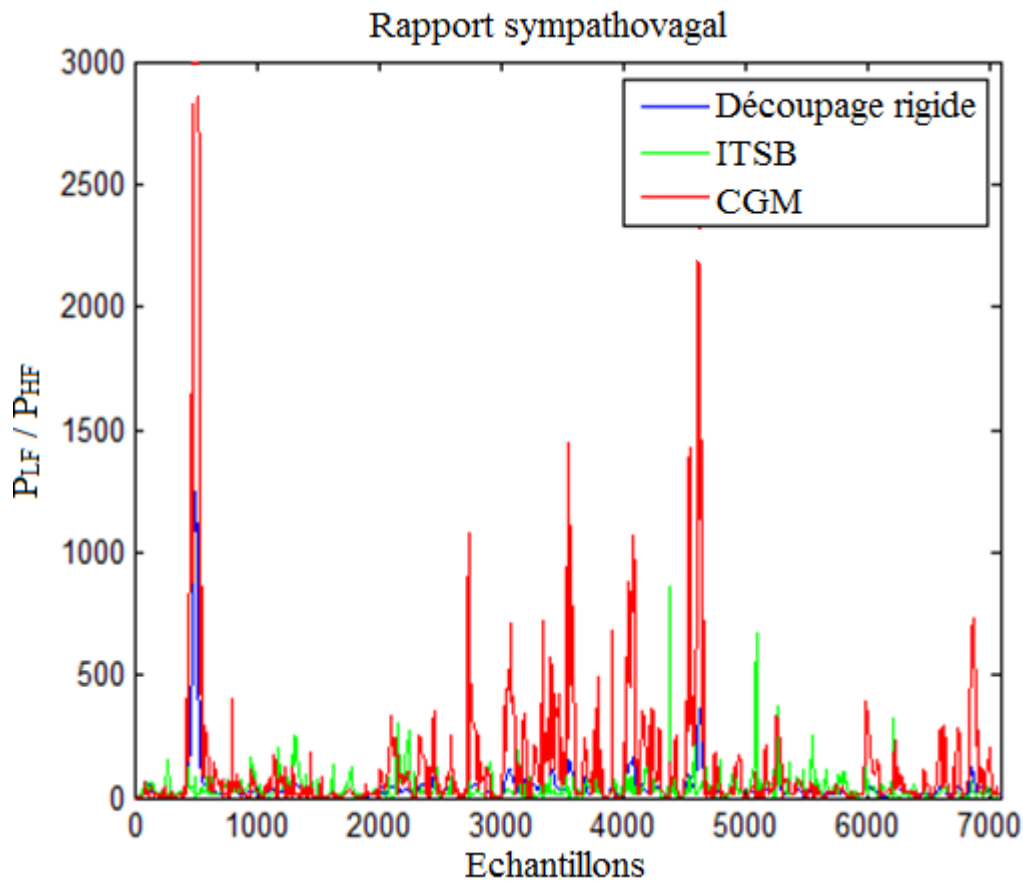


Figure 5.18: Le rapport sympathovagal instantané pour le patient étudié.

5.4 Conclusion

Les résultats obtenus dans ce chapitre montre l'efficacité de notre méthode proposée CGM en la comparant avec les deux autres méthodes : la méthode à découpage rigide et celle d'ITSB.

Dans le cas des données simulées, la méthode CGM a établi une meilleure précision de suivre exactement les puissances P_{LF} et P_{HF} .

Dans le cas d'événements transitoires, une plus grande sensibilité a été observée avec cette méthode CGM et dans le cas d'un objectif de classification, la même méthode a également montré de meilleurs résultats. Bien que le temps de calcul est plus grand pour CGM par rapport aux autres méthodes, il est désormais possible d'analyser l'évolution de la HRV dans les phases transitoires.

*Conclusion générale et
perspectives*

Conclusion Générale

Les travaux présentés dans cette thèse englobent généralement deux domaines : Le traitement de signal et le biomédical. Les techniques du traitement de signal nous ont permis de faire un prétraitement et filtrage du signal ECG qui est initialement entaché de bruits, puis faire une détection des pics R afin d'acquérir le signal HRV puis l'analyser.

A cause du mécanisme complexe des différents signaux physiologiques qu'on peut prélever à partir des différents organes de l'être humain, on ne peut pas avoir toujours des signaux stationnaires. Ce qui rend l'analyse de Fourier inefficace, et même l'analyse temporelle présente un handicap dans la plus part des cas. A cet effet, nous avons utilisé un outil dans le domaine temps fréquence: la transformée de Gabor.

Pour étudier les deux activités sympathique et vagale antagonistes de notre système nerveux autonome, il est intéressant d'utiliser des paramètres, tels que le rapport sympathovagal et la fréquence centrale instantanée ICF dans le domaine temps-fréquence. Comme nous avons montré l'utilité de l'ICF, nous l'avons utilisé dans notre méthode.

Comme le signal HRV est en interaction avec les autres signaux physiologiques, tels que la pression artérielle, nous avons bien vu l'existence d'une corrélation entre le signal HRV et la pression artérielle, lors des événements transitoires pour les signaux HRV et la pression artérielle. Notre méthode a bien montré ces événements, mieux que les autres méthodes au moyen des indices spectraux et le rapport sympathovagal.

Traditionnellement, les limites spectrales constantes des bandes LF et HF sont sélectionnées et la méthode utilisée dans ce cas est la méthode de découpage rigide. Or ces limites ne sont pas adaptées aux conditions de l'état non stable comme mentionné précédemment.

A ce propos, une méthode récente est utilisée, celle d'ITSB sensible aux environnements bruités.

Dans le même contexte, afin de surmonter ces difficultés, nous avons proposé dans ce travail une nouvelle méthode d'estimation basée sur le fitting par gaussiennes (CGM). Dans le cas des données simulées, la méthode CGM a établi une meilleure précision de suivre exactement les puissances P_{LF} et P_{HF} .

Dans le cas d'événements transitoires, une plus grande sensibilité a été observée avec cette méthode CGM et dans le cas d'un problème de classification. La même méthode a également montré de meilleurs résultats. Bien que le temps de calcul soit légèrement grand pour CGM par rapport aux autres méthodes, il est désormais possible d'analyser l'évolution de la HRV dans les phases transitoires. En particulier, les phases transitoires peuvent être caractérisées

par des valeurs de fréquence cardiaque instantanée et par les composantes spectrales de HRV dans le domaine temporel: leur relation en termes de survenue d'événements peut maintenant être analysé.

Les résultats des données réelles obtenues sur la base de Fantasia sont également présentés et ont montré une augmentation significative des basses fréquences de RR, confirmant ainsi que l'on a un effet sympathique. Nous observons en même temps une diminution significative des hautes fréquences de RR, suggérant un retrait vagal et par conséquent un effet sympathique dominant pour le système nerveux autonome.

Les perspectives :

Le travail mené dans cette thèse ouvre de nombreuses perspectives:

- Etude de la corrélation des signaux physiologiques tels que la respiration et la variabilité de la pression artérielle avec la HRV, à l'aide des méthodes utilisées dans cette thèse.
- Pour le fenêtrage d'observations, il serait judicieux de le rendre adaptatif.
- Comme le rapport sympathovagal est considéré un indicateur de la fatigue physiologique et psychologique d'un individu, la méthode proposée CGM peut aider à la protection des personnes à fortes activités physiques ou soumises à des stress très forts en leur indiquant leur niveau de fatigue.

Principes du test de Kruskal & Wallis

On dispose de plusieurs échantillons ($K > 2$) dont les moyennes (m_i, m_j, \dots) et les variances (s^2_i, s^2_j, \dots) sont des estimateurs des moyennes (μ_i, μ_j, \dots) et variances ($\theta^2_i, \theta^2_j, \dots$) des populations d'où sont issus les échantillons. La question posée est : si m_i, m_j, \dots sont différents (ce qui est facile à vérifier), en est-il de même pour μ_i, μ_j, \dots ?

Hypothèse nulle : " $H_0 : \mu_i = \mu_j = \dots$ "

Hypothèse alternative : " H_1 : il existe au moins une moyenne différente des autres"

Comme dans chaque test non-paramétrique, et à la différence des tests paramétriques, le calcul ne porte pas sur les valeurs numériques des mesures issues des échantillons représentatifs des populations, mais sur leurs rangs attribués suite au classement des valeurs par ordre croissant. On s'affranchit ainsi des conditions de normalité des distributions et d'homogénéité des variances indispensables à la fiabilité des tests paramétriques.

On commence donc par classer dans l'ordre croissant l'ensemble des mesures de tous les groupes étudiés.

On calcule les sommes des rangs (T_k) des valeurs de chacun des k groupes ainsi que la somme totale des rangs de tous les groupes (T).

On calcule les rangs moyens ($R_k = T_k/n_k$) pour chaque groupe ainsi que le rang moyen total ($R = T/N$). Ainsi, dans l'hypothèse nulle, l'écart moyen entre les R_k et R doit être minime, contrairement au cas où l'un des groupes se distingue des autres.

La formule ci-dessous suit la loi de probabilité du Chi², à condition que chaque groupe dispose d'un effectif au moins égal à 5 mesures :

$$KW = \frac{12}{N(N+1)} \sum_{i=1}^k n_i (R_i - R)^2 \quad (A_1)$$

Pas de conditions d'utilisation du test (hormis l'échantillonnage aléatoire bien évidemment).

La fin du test de Kruskal/Wallis fournit en supplément un test a posteriori afin de préciser les conclusions si celles-ci révèlent que l'un au moins des groupes se distingue des autres. En effet, dans un tel cas, le test de Kruskal/Wallis ne permet pas de détecter quelle(s) moyenne(s) est (sont) différente(s) des autres.

Pour pallier cette lacune, on procède au test dit de "la méthode des moyennes classées". Ce test consiste tout d'abord à classer par ordre croissant les moyennes des différents groupes étudiés. Puis, on compare chaque couple de moyennes successives en recourant au test de Mann/Whitney. Ainsi, on procède seulement à $(k-1)$ comparaisons au lieu des $k(k-1)/2$ comparaisons possibles.

Au final, on obtient un résultat du type : $m_5 = m_1 < m_4 < m_3 = m_2$.

Remarque : il peut arriver que ce test a posteriori conclue sans information supplémentaire ($m_1 = m_3 = m_2$) ; ce résultat cache le fait que la différence se situe entre m_1 et m_2 et non pas entre m_1 et m_3 ou entre m_3 et m_2 [176].

Références bibliographiques

Références bibliographiques

- [1] Lown B and Verrier RL , "*Neural activity and ventricular fibrillation*", N Engl J Med; 294: 1165–70, 1976.
- [2] Levy MN, Schwartz PJ eds., "*Vagal control of the heart: Experimental basis and clinical implications*", Armonk: Futura, 1994.
- [3] Task Force of The European Society of Cardiology and The North American Society of Pacing and Electrophysiology: "*Heart rate variability Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use*", European Heart Journal , 17, 354–381,1996.
- [4] R.I. Kitney, O. Rompelman, "*The Study of Heart Rate Variability*", Oxford Univ.Press, 1980.
- [5] M. Malik, A.J. Camm, "*Heart Rate Variability*", Futura Publishing, Armonk, NY,1995.
- [6] M. Malik, "*Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation and clinical use*", Circulation 93 , 1043–1065, 1996.
- [7] M. Pagani et al., "*Power spectral analysis of heart rate and arterial pressure variabilities as a marker of sympathovagal interaction in man and conscious dog*", Circulation Research 59 , 178–193, 1986.
- [8] V. Novak et al., "*Influence of respiration on heart rate and blood pressure fluctuations*" , Journal of Applied Physiology 74 (2) , 617–626, 1993.
- [9] S. Cerutti et al., "*Spectral analysis of heart rate variability signal*", in: M. Malik, A.J. Camm (Eds.), Heart rate variability, Futura, Armonk,NY, pp. 63–74, 1995.
- [10] M.B. Malarvili, M. Mesbah, B. Boashash, "*Time–frequency analysis of heart rate variability for neonatal seizure detection*", Journal on Applied Signal Processing 1 ,103, 2007.
- [11] V.P.S. Naidu, "*Time–variant Analysis of Heart Rate Time Series by Morlet Trans-form Technique*", Biomedical Engineering Division, IIT Madras, Jan 2005.
- [12] A.P. Pichon, et al., "*Spectral analysis of heart rate variability during exercise in trained subjects*", Journal Medicine & Science in Sport & Exercise 36 (10) ,1702–1708, 2004.
- [13] S. Akselrod, "*Components of heart rate variability*", in: M. Malik, A.J. Camm (Eds.),Heart rate variability, Futura Inc., Armonk, NY, pp. 147–163, 1995.
- [14] M.J. Lewis et al., "*Influence of high frequency bandwidth on heart rate variability analysis during physical exercise*", Biomedical Signal Processing and Control ,34–39, 2000.
- [15] M.A. Garcia-Gonzalez et al., "*New indices for quantification of the power spectrum of heart rate variability time series without the need of any frequency band definition*", Physiological Measurement 32 ,995–1009, 2011..
- [16] S. Akselrod, Y. Barak, Y. Ben-Dov, L. Keselbrenner, A. Baharav, "*Estimation of autonomic behaviour*", Autonomic Neuroscience: Basic and Clinical 90,13–23, 2001.
- [17] S. Cerutti, A.M. Bianchi, L.T. Mainardi, "*Advanced spectral methods for detecting dynamic behaviour*", Autonomic Neuroscience: Basic and Clinical 90 ,3–12, 2001.
- [18] S. Elsenbruch, Z. Wang, W.C. Orr, D.Z. Chen, "*Time–frequency analysis of heart rate variability using short time Fourier transform*", Physiological Measurement 21 ,229–240, 2000.

- [19] L. Keselbrener, S. Akselrod, "*Selective discrete Fourier transform algorithm for time–frequency analysis: method and application on simulated and cardiovascular signals*", IEEE Transactions on Biomedical Engineering 43 , 789–802, 1996..
- [20] L.T. Mainardi, A.M. Bianchi, S. Cerutti, "*Time–frequency and time–varying analysis for assessing the dynamic responses of cardiovascular control*", Critical Reviews in Biomedical Engineering 30 ,175–217, 2002.
- [21] Y. Goren, L.R. Davrath, I. Pinhas, E. Toledo, S. Akselrod, "*Individual time-dependent spectral boundaries for improved accuracy in time–frequency analysis of heart rate variability*", IEEE Transactions on Biomedical Engineering 53 (1) , 35–42, 2006.
- [22] Luca T Mainardi, »*On the quantification of heart rate variability spectral parameters using time –frequency and time-varying methods*”, Phil. Trans. R. Soc.A, 367, 255-275, 2009.
- [23] Aline CABASSON, " *Estimation et Analyse des Intervalles Cardiaques* ", thèse de Doctorat, université de Nice, dec, 2008.
- [24] Sara WONG, "*Segmentation de l'intervalle RT et description par analyse factorielle de la variabilité de la fréquence cardiaque et de la repolarisation ventriculaire*", thèse de Doctorat, université de RENNES 1, Juin,2004.
- [25] W. Einthoven, "*The galvanometric registration of the human electrocardiogram, likewise a review of the use of capillary-electrometer in physiology*", in Cardiac classics: Willius FW-CV Mosby, St Louis, 1941.
- [26] R. Dubois, " *Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à La détection précoce d'anomalies en électrocardiographie*", thèse de Doctorat, université de Paris 6, 2004.
- [27] E, H, Hon, S,T, Lee, " *Electronic evaluations of the fetal heart rate patterns preceding fetal death: further observations*", Am, J, Obstet.Gynecol, vol 87, pp:814-826, 1965
- [28] B. M. Sayers, "*analysis of heart rate variability*", Ergonomics, vol 16, pp. 491-498, 1985
- [29] D. J. Ewing, C.N, Martin, R. J. Young, "*the value of cardiovascular autonomie function tests: 10 years experience in diabetes*", Diabetes care, vol 8, pp. 491-498, 1985
- [30] M. M. Wolf, G. A. Varigos, D. Hunt, J. G. Sloman, "*sinus arrhythmia in acute myocardial infarction*", Med. J, Aust, vol 2, pp. 52-53, 1978.
- [31] S, Akselrod, D. Gordon, F. A. Vbel, D. C. Shannon, A. C. Barger, R. J. Cohen, "*power spectrum analysis of heart rate fluctuations : a quantitative probe of beat to beat cardiovascular control*", Science, vol 213, pp, 220-222, 1981.
- [32] R. E Kleiger, J. P. Miller, J. T. Bigger, A. J. Moss, and the multicenter post-infarction research group, "*Decreased heart rate variability and its association with increased mortality after acute myocardial infraction*", Am. J. Cardiol, vol 59, pp. 256-262, 1987.
- [33] J. T. Bigger, J. L Fleiss, R. C. Steinman, L. M. Rolnitzky, R. E. Kleiger, J. N. Rottman, "*Frequency domain measures of heart rate periods variability and mortality after myocardial infarction*", 1992. .
- [34] A. Malliani, M. Pagani, F. Lombardi, S. Cerrutti, "*Cardivascular neural regulation explored in the frequency domain*", circulation, vol. 84, pp. 482-492, 1992.
- [35] N.V. Thakor et Y. Zhu, "*Applications of adaptative filtering to ECG analysis :Noise cancellation and arrhythmia detection*", IEEE Trans. Biomed. Eng., 38:785–794, 1991.

- [36] S.H. Oguz et M.H. Asyali, "A morphology based algorithm for baseline wander elimination in ECG records", Biomedical Engineering Days, pages 157–160, 1992.
- [37] L. Sörnmo, "Time-varying digital filtering of ECG baseline wander", Medical and Biological Engineering and Computing, 31:503–508, 1993.
- [38] C. Levkov, G. Michov, R. Ivanov et I.K. Daskalov, "Substraction of 50 hz interference from the electrocardiogram", Medical and Biological Engineering and Computing, 22:371–373, 1984.
- [39] O. Pahlm et L. Sörnmo, "Data processing of exercise ECG's", IEEE Trans. Biomed. Eng., 34:158–165, 1987.
- [40] J.S. Paul, M.R. Reddy et V.J. Kumar, "A transform domain SVD filter for suppression of muscle noise artifacts in exercise ECG's.", IEEE Trans. Biomed. Eng., 47:654–663, 2000.
- [41] S. Canan, Y. Özbay et B. Karlik, "A method for removing low varying trend from ECG signal", Proceedings of the International Conference in Biomedical Engineering Days, pages 144–146, 1998.
- [42] M.L. Riccio et J.C. Belina, "A versatile design method of fast, linear-phase FIR filtering systems for electrocardiogram acquisition and analysis systems", Computers in Cardiology, pages 147–150, 1992.
- [43] J.M. Leski et N. Henzel, "ECG baseline wander and powerline interference reduction using nonlinear filter bank", Signal Processing, 85:781–793, 2005.
- [44] P.S. Hamilton, "A comparison of adaptative and non adaptative filters for reduction of power line interference in the ECG", IEEE Trans. Biomed. Eng., 43:105–109, 1996.
- [45] S.C. Pei et C.C. Tseng, "Elimination of AC interference in electrocardiogram using IIR notch filter with transient suppression", IEEE Trans. Biomed. Eng., 42:1128–1132, 1995.
- [46] M.J. Evanich, O. Newberry et L.D. Patridge, "Some limitations of periodic noise removal by averaging techniques", J. Appl. Physiol., 33:536–541, 1972.
- [47] H.H. Ros et A.S.M. Koeleman, "The technique of signal averaging and its practical applications in separation of atrial and his purkinje activity", Signal averaging technique in Clinical Cardiology, 1981.
- [48] G. M. Friesen et al., "A Comparison of the Noise Sensitivity of Nine QRS Detection Algorithms", IEEE Trans. Biomed. Eng, 37(1) 1990.
- [49] F. Portet, "Pilotage d'algorithmes pour la reconnaissance en ligne d'arythmies cardiaques", thèse de doctorat, université de Renne, 2005.
- [50] Antoun Khawadja, "Automatic ECG Analysis using Principal Component Analysis and wavelet Transformation", Karlsruhe trans on biomed Engineering, 2006.
- [51] M. Kunt, H. Rey and A. Lingtenberg, "Preprocessing of Electrocardiograms by Digital Techniques". Signal Processing Laboratory, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 16 ch. De Bellerive, CH-1007 Lausanne, Switzerland, (01); 4:215-222, 1982.
- [52] K. P. Li and W. H. Chang, "QRS feature Extraction Using Linear Prediction", IEEE Trans. Biomed. Eng, 1989.
- [53] Q. Xue, Y. H. Hu, W.J. Tompkins, "Neural-Network-based Adaptive Matched Filtering for QRS detection", IEEE Trans on Biomed Eng, vol. 39, 1992.

- [54] G. von Wagner, D. Sommermeyer, S. Hey, W. Stork, K.-D. Müller-Glaser, "wavelet-based QRS detection and classification using a neuro-fuzzy approach", *biomedizinische technik supplements*; 316-317, 2004. .
- [55] Gari D. Clifford, "Signal Processing Methods for Heart Rate Variability", Thèse de doctorat, Université of Oxford, 2002.
- [56] J. Piskorski and P. Guzik. " *Filtering poincare plots*", *Computation Methods in Science and Technology*, 11(1):39-48, June 2005.
- [57] Kitney R & Rompelman O, "The Beat-by-Beat Investigation of Cardiovascular Function", Clarendon Press, Oxford 1987.
- [58] PAULI TIKKANEN, " *Characterization and application of analysis methods for ecg and time interval variability data*", thèse de Doctorat, University of Oulu, 1999.
- [59] U. Rajendra Acharya et al., " *Heart rate variability: a review*", *Med Bio Eng Comput* , 44:1031–1051, 2006.
- [60] Pahlm O & Sornmo L, " *Software QRS detection in ambulatory monitoring*" , a review. *Med Biol Eng Comput* 22: 289-297, 1984.
- [61] Malik M, Xia R, Odemuyiwa O, Staunton A, Poloniecki J & Camm A, " *Influence of the recognition artefact in automatic analysis of long-term electrocardiograms on time-domain measurement of heart rate variability*", *Med Biol Eng Comput* 31(5): 539-544, 1993.
- [62] Sapoznikov D, Luria M, Mahler Y & Gotsman M, " *Computer processing of artifact and arrhythmias in heart rate variability analysis*", *Comput Methods Programs Biomed* 39: 75-84, 1992.
- [63] Mulder L, " *Measurement and analysis methods of heart rate and respiration for use in applied environments*", *Biol Psychol* 34: 205-236, 1992.
- [64] Thomas L, Clark K, Mead C, Ripley K & Oliver G, " *Automated cardiac dysrhythmia analysis*", *Proc IEEE* 67(9): 1322-1337, 1979.
- [65] Tompkins W & Hamilton P, " *Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database*", *IEEE Trans Biomed Eng* 33(12): 1157-1165, 1986.
- [66] Malmivuo J & Plonsey R, " *Bioelectromagnetism*", Oxford University Press, New York, 1995.
- [67] Gari D. Clifford, Francisco Azuaje, Patrick E. McSharry, " *Advanced Methods And Tools for ECG Data Analysis*", ARTECH HOUSE, INC, 2006.
- [68] Rajendra Acharya U, Jasjit S. Suri, Jos A.E. Spaan an dS.M. Krishnan, " *Advances in Cardiac Signal Processing*", Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2007.
- [69] Amar HODNI," *ANALYSE DU SIGNAL ECG PAR RESEAUX DE NEURONES RECURRENTS*". Magister, Université Mentouri, Constantine, 2009.
- [70] Berntson, G. et al., " *Heart rate variability: Origins, methods, and interpretive caveats. Psychophysiology*", 34,623-648, 1997.
- [71] Ond_rej Ma_sek," *Heart Rate Variability Analysis*", these soutenue à Czech Technical University in Prague, Mai 2009.
- [72] M. Merri, D. C. Farden, J. G. Mottley and E. L. Titlebaum, " *Sampling frequency of the Electrocardiogram for spectral analysis of heart rate variability*", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol 37, no. 1, January 1990, pp. 99-106.
- [73] Bertrand Virfollet, " *L'analyse de la variabilité du rythme cardiaque*". Master,

- Université d'Orléans, 2005.
- [74] M. Tarvainen, P Ranta-aho and P Karjalainen, "An advanced detrending method with application to HRV Analysis", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol 49, no. 2, pp. 172-175, February 2002.
- [75] Lippman N, Stein K & Lerman B, "Comparison of methods for removal of ectopic in measurement of heart rate variability", Am J Physiol 267(Heart Circ. Physiol. 36): H411-H418, 1994.
- [76] Malik M, Farrell T, Cripps T & Camm A, "Heart rate variability in relation to prognosis after myocardial infarction", Selection of optimal processing techniques. Eur Heart J 10(12): 1060-1074, 1989b.
- [77] J. Mateo and P. Laguna, "Improved Heart rate variability signal analysis from the beat occurrence times According to the IPFM model", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol 47, no. 8, August 2000, pp. 985-996.
- [78] M.Daoud, P.Ravier et al. , "HRV SPECTRAL ESTIMATION BASED ON CONSTRAINED GAUSSIAN MODELLING IN THE NONSTATIONARY CASE ", Biomedical Signal Processing and Control, 8 , 483– 490, 2013.
- [79] "Curve Fitting Toolbox", User's Guide © COPYRIGHT 2001–2009 by The MathWorks.
- [80] Wajid Aziz Loun, "Variability analysis of physiological signals using nonlinear time series analysis techniques", thèse présentée à l'université de Pakistan (PIEAS), 2006.
- [81] Ravensvaaij-Arts et al., " Heart rate variability", Annals of Internal Medicine 118: 436-447,1993.
- [82] Baselli G and Ceruti S , "Identification techniques applied to processing of signals from cardiovascular Systems", Medical Informatics 10(3), 223-235, 1985.
- [83] Hoopen M T and Bongaarts J, "Probabilistic characterization of RR intervals Cardiovascular", Research 3: 218-236, 1969.
- [84] Stanley et al., "Statistical physics and physiology: monofractal and multifractal approaches", 1999.
- [85] Eckberg D L , "Sympathovagal balance", A Critical Appraisal Circulation 96: 3224-3232, 1997.
- [86] Malliani et al , "Power spectrum analysis of heart rate variability: a tool to explore neural regulatory mechanism", British Heart Journal 71: 1-2,1994.
- [87] Ori et al, "Heart rate variability Frequency domain analysis", Ambulatory Electrocardiology 10: 499-533,1992.
- [88] Sayers B M, "Analysis of heart rate variability", Ergonomics 16: 17-32, 1973.
- [89] Akselrod el al., "Hemodynamic regulation: investigation by spectral analysis", American Journal of Physiology 249: H867-875, 1985a.
- [90] Kamalh et Fallen, "Power spectral analysis of heart rate variability: a noninvasive signature of cardiac autonomic function", Critical Reviews in Biomedical Engineering. 21; :245-311, 1993.
- [91] Malik M, "Heart rate variability", Current Opinion in Cardiology 13: 36-44, 1998.
- [92] Pagani el al, "Relationship between spectral components of cardiovascular variabilities and direct measures of muscle sympathetic nerve activity in humans", Circulation 95(6): 1441-1448, 1997.

- [93] Stein et Kleiger, “*insights from the study of heart rate variability*“, Annual Review of Medicine 50: 249-261. Doi : 10.1146/annurev.mcd.50.1.249, 1999.
- [94] Guzzetti et al., “*Sympathetic predominance in essential hypertension: a study employing spectral analysis of heart rate variability*“, Journal of hypertension 6: 711-771., 1988.
- [95] Mussalo et al., “*Heart rate variability and its determinants in patients with severe or mild essential hypertension*“, Clinical Physiology 21: 594-604. doi:10.1046/j.1365-2281.2001.003S9.x, 2001.
- [96] Boven et al., “*Depressed heart rate variability is associated with events in patients with stable coronary artery disease and preserved left ventricular function. REGRESS Study Group*“, American Heart Journal 135: 571-576, 1998.
- [97] Pardo et al., “*Heart rate variability reproducibility and stability using commercially available equipment in coronary artery disease with daily life myocardial ischemia*“, American Journal of Cardiology 78: 866-870. doi: 10.1016/S0002-9149(96)00458-4, 1996.
- [98] Tridman et al., “*Mild hypovolemic stress alters autonomic modulation of heart rate*“, Hypertension 21: 236-247, 1993.
- [99] Bonaduce et al., “*Independent and incremental prognostic value of heart rate variability in patients with chronic heart failure*“, American Heart Journal 138:273-284, 1999.
- [100] Borne et al., “*Absence of low frequency variability of sympathetic nerve activity in severe heart failure*“, Circulation 95: 1449-1454, 1997.
- [101] Guzzetti et al., “*Linear and non-linear 24 h heart rate variability in chronic heart failure*“, Autonomic neuroscience : basic & clinical. 6: H4-II9. doi: 10.1016/S, 2000.
- [102] Huang et al., “*Heart rate variability depression in patients with unstable angina*“, American Heart Journal 130: 772-779. doi: 10.1016/0002-8703(95)90076-4, 1995.
- [103] Basano et al., “*An instrument for real-time spectral estimation of heart rate variability signal*“, Comput Methods Programs in Biomed 47: 229-236, 1995.
- [104] Bianchi et al., “*Time variant power spectrum analysis for the detection of transient episodes in HRV signal.*“, IEEE Trans Biomed Eng BME-40(2): 136-144, 1993.
- [105] Cerutti et al., “*Compressed spectral arrays for the analysis 24-hr heart rate variability signal. enhancement of parameters and data reduction*“, Comput Biomed Res 22: 424-441, 1989.
- [106] Lee & Nehorai, “*Adaptive power spectrum estimation algorithm for heart rate variability analysis*“, Computers in Cardiology, 273-276., 1992.
- [107] Mainardi et al., “*Online beat-to-beat monitoring of spectral parameters of heart rate variability signal using a pole-tracking algorithm*“, Methods Inf Med 33: 85-88., 1994.
- [108] Mainardi et al., “*Pole-tracking algorithms for the extraction of time-variant heart rate variability spectral parameters*“, IEEE Trans Biomed Eng 42(3): 250-259. 1995.
- [109] Novak, “*Time-frequency mapping of the heart rate, blood pressure and respiratory signals*“, Med Biol Eng Comput 31: 103-110., 1993.
- [110] Akay, “*Wavelets in biomedical engineering*“, Ann Biomed Eng 23: 531-542., 1995.
- [111] Clouet et al., “*Estimation of local power spectral densities for non-stationary signals using wavelet transform*“, Math Comput Simulat 38: 183-188., 1995.
- [112] Cohen & Kovacević, “*Wavelets: The mathematical background*“, Proc IEEE

- 84(4): 514-522. , 1996.
- [113] Hess-Nielsen & Wickerhauser, “*Wavelets and time-frequency analysis*“, Proc IEEE 84(4): 523-540. , 1996.
- [114] Karrakchou et al., “*Improving cardiovascular monitoring through modern techniques*“, IEEE Eng Med Biol 15(5):68-78. ,1996.
- [115] Rioul & Vetterli, “ *Wavelets and signal processing*“, IEEE Signal Process Mag 8(4): 14-38 , 1991.
- [116] Thakor & Sherman, “ *Wavelet (time-scale) analysis in biomedical signal processing*“, .In: Bronzino J (ed) The Biomedical Engineering Handbook. CRC Press, Inc., Boca Raton, p 886-906. , 1995.
- [117] Unser & Aldroubi, “*A review of wavelets in biomedical application*“. Proc IEEE 84: 626-638. , 1996.
- [118] Furlan R, Guzetti S, Crivellaro W et al, “*Continuous 24-hour assessment of the neural regulation of systemic arterial pressure and RR variabilities in ambulant subjects*”. Circulation 81: 537–47, 1990.
- [119] Berger RD, Akselrod S, Gordon D, Cohen RJ, “*An efficient algorithm for spectral analysis of heart rate variability*”, IEEE Trans Biomed Eng 33: 900–4, 1986
- [120] Rottman JN et al., “*Estimation of the heart period power spectrum suitable for physiologic or pharmacologic studies*”, Am J Cardiol 66: 1522–4, 1990.
- [121] C. S. Yoo and S. H. Yi, “*Effects of Detrending for Analysis of Heart Rate Variability and Applications to the Estimation of Depth of Anesthesia*“, Journal of the Korean Physical Society, Vol. 44, No. 3, pp. 561-568, March 2004.
- [122] Coumel P., Maison-Blanche P., Catuli D., “*Heart Rate and Heart Rate Variability*“, In: Malik M., Camm A.J. (eds.): Heart Rate Variability, Armonk, N.Y. Futura Pub. Co. Inc., pp 207-221, 1995.
- [123] GALIO Claire et GOMBERT Florence, “*Construction de la courbe d'évolution du rythme cardiaque et de la respiration à partir d'un ECG*“, Projet BM04 Acquisition et traitement de données biomédicales, Université de Technologie Compiègne, 2003.
- [124] “*Blood pressure*“, Wikipedia the free encyclopedia
- [124] Rosenson RS et al., “*Aspirin does not alter native blood viscosity*”, J. Thromb. Haemost. 2 (2): 340–, February 2004.
- [126] Siché, J.P. et Laude, D., “*Variabilité à court terme de la pression artérielle*“, Arch. Malad. Coeur Vaiss. 90 (8): 1079-1086, 1997.
- [127] Amine Yacine, “*Évaluation du système nerveux autonome dans l'hypertension artérielle essentielle*“, thèse présentée à l'Université de Montréal, juin 2009.
- [128] Ortega G.J., Golombek D.A, “ *Detection of Nonlinear Coupling and its Application to Cardio respiratory Interaction*“, arXiv:nlin.CD/0001044, 20 Jan 2000.
- [129] DeBoer RW, Karemaker JM, Strackee J, “ *Hemodynamic fluctuations and baroreflex sensitivity in humans: a beat-to-beat model*“, Am J Physiol., 253:H680-H689, 1987.
- [130] Sleight P., Casadei B., “*Relationships between Heart Rate, Respiration and Blood Pressure*“, In: Malik M., Camm A.J. (eds.): Heart Rate Variability, Armonk, N.Y. Futura Pub. Co. Inc., pp 311- 330, 1995.
- [131] Brown TE et al., “*Important influence of respiration on human RR interval power spectra is largely ignored*“, J Appl Physiol.;75:2310–2317, 1993.

- [132] Hirsch J.A., Bishop B., “*Respiratory sinus arrhythmia in humans: how breathing pattern modulates the heart rate*“, Am. J. Physiol., 241:11620-11629, 1981.
- [133] Kamath M.V., Fallen E.L., “*Power spectral analysis of HRV: a noninvasive signature of cardiac autonomic functions*“, Crit. Rev. Biomed. Eng. 21(3):245-311, 1993.
- [134] Laitinen T et al., “*Sympathovagal balance is a major determinant of short-term blood pressure variability in healthy subjects*“, Am. Physiol. Soc.0363-6135, 1999.
- [135] Kim S.Y., Euler D.E., “*Baroreflex sensitivity assessed by complex demodulation of cardiovascular variability*“, Hypertension, 29:1119-1125, 1997.
- [136] Singh N et al., “*Heart Rate Variability Assessment Early After Acute Myocardial Infarction: Pathphysiological and Prognostic Correlates for the GUSTO ECG Substudy*“, Circulation, Vol 93, 1388-1395, 1996.
- [137] Valkama J.O et al., “*Determinants of frequency domain measures of heart rate variability in the acute and convalescent phases of myocardial infarction*“, Cardiovasc-Res. 28(8): 1273-6, Aug 1994.
- [138] Signorini M.G et al., “*Multiparametric Analysis of HRV Signal by Linear and Nonlinear Methods in Heart Failure Patient Population*“, Proc of Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc., Vol 20, No. 1, 1998.
- [139] Teich M.C et al., “*Heart Rate Variability: Measures and Models*“, rXiv:physics/0008016, 7 Aug 2000.
- [140] La Rovere MT, Bigger JT , et al., “*Baroreflex sensitivity and heart rate variability in prediction of total cardiac mortality after myocardial infarction. The results of ATRAMI*“, Lancet. 351:478-484 1998.
- [141] McClements BM Adgey, “*A Value of signal averaged electrocardiography, radionuclide ventriculography, Holter monitoring and clinical variables for prediction of arrhythmic events in survivors of acute myocardial infarction in the thrombolytic era*“, J.Am.Coll.Cardiol. 12(6): 1419-27, 1993.
- [142] Jasson, S et al., “*Instant power spectrum analysis of heart rate variability during orthostatic tilt using a time-frequency domain method*“, Circulation 96, 3521– 3526, 1997.
- [143] Baillard, C., Goncalves, P., Mangin, L., Swynghedauw, B., Mansier, P., “*Use of time frequency analysis to follow transitory modulation of the cardiac autonomic system in clinical studies*“, Auton. Neurosci. 90, 24– 28, 2001.
- [144] Hlawatsch F & Boudreaux-Bartels G, “*Linear and quadratic time-frequency signal representations*“. IEEE Signal Process Mag 9(2): 21-67, 1992.
- [145] E.Toledo, O. Gurevitz, H. Hod, M. Eldar, S. Akselrod, “*Wavelet analysis of instantaneous heart rate: a study of autonomic control during thrombolysis*“, American Journal of Physiology – Regulatory, Integrative and Comparative Physiology 284 (4) 1079–1091, 2003.
- [146] Malliani A, Pagani M, Lombardi F, Cerutti S., “*Cardiovascular neural regulation explored in the frequency domain*“, Circulation, 84:482–492, 1991.
- [147] Malliani, Pagani, et Lombardi, “*Physiology and clinical implications of variability of cardiovascular parameters with focus on heart rate and blood pressure*“, American Journal of Cardiology, 73, 3C-9C, 1994.
- [148] Axelrod et al, “*Hemodynamic regulation: Investigation by spectral analysis*“, American

- journal of Physiology, 18, H867-H875, 1985.
- [149] Pomeranz et al, "Assessment of autonomic function in humans by heart rate spectral analysis", American Journal of Physiology, 248, H151-153, 1985.
- [150] Jusonda LeRay DeRouen, "Discrimination of cardiac health and disease by assessment of heart rate variability:wavelet vs. fast fourier transformation", thèse présentée à Louisiana State University, dec 2002.
- [151] Bilge AR, Stein PK, Domitrovich PP, Gerard PL, Rottman JN, Kleiger RE, et al. "Assessment of ultra low frequency band power of heart rate variability: validation of alternative methods", Int J Cardiol ; 71 : 1-6, 1999.
- [152] Yamamoto Y, Hughson RL. "Coarse-graining spectral analysis: new method for studying heart rate variability". J Appl Physiol ; 71 : 1143-50, 1991.
- [153] Y. Almog, S. Eldor, O. Oz, and S. Akselrod, "Beat-to-beat fluctuations in the BP related signals in rats: can it contribute to the understanding of the development of hypertension", J. Autonom. Nervous Syst., vol. 69, no. 1, pp. 39–48, 1998.
- [154] A. Malliani, "Association of heart rate variability components with physiological regulatory mechanisms", in Heart Rate Variability, M. Malik and A. J. Camm, Eds. Armonk, NY: Futura, pp. 173–188, 1995.
- [155] G. Parati, J. P. Saul, M. Di Rienzo, and G. Mancia, "Spectral analysis of blood pressure and heart rate variability in evaluating cardiovascular regulation: a critical appraisal," Hypertension, vol. 25, no. 6, pp.1276–1286, 1995.
- [156] E. Toledo, I. Pinhas, D. Aravot, and S. Akselrod, "Very high frequency oscillations in the heart rate and blood pressure of heart transplant patients", Med. Biol. Eng., Comput., vol. 41, no. 4, pp. 432–438, 2003.
- [157] FA Lee, A Nehorai, 'Adaptive power spectrum estimation algorithm for heart rate variability', Computers in Cardiology 1991, Proceedings., 23-26 Sep 1991.
- [158] <http://www.maths.tcd.ie/~richardt/3E1/2003.04.30.cauchy.pdf>.
- [159] "Root-mean-square deviation", Wikipedia, the free encyclopedia
- [160] Siegel, S., & Castellan, N.J. , "Nonparametric statistics for the behavioral sciences (2nd Ed.)", New York, NY: McGraw-Hill, 1988.
- [161] Dancey, Christine P.; Reidy, John, "Statistics Without Maths for Psychology: Using Spas for Windows", New York: Prentice Hall/Pearson. p. 548, 2011.
- [162] Kruskal Wallis, "one-way analysis of variance From Wikipedia", the free encyclopedia.
- [163] http://www.adscience.fr/uploads/ckfiles/files/html_files/StatEL/statel_kruskal_wallis.ht
- [164] Q. Liu, C.C.Y. Poon, Y.T. Zhang, "Time–frequency analysis of variabilities of heart rate, systolic blood pressure and pulse transit time before and after exercise using the recursive filter", Biomedical Signal Processing and Control ; 6(4):364-369. , 2011.
- [165] A.L. Goldberger et al., " PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals",Circulation 101 (23), 215–220, 2000.
- [166] M. Esler, G. Lambert, D. Kaye, M. Rumantir, J. Hastings, D.R. Seals, "Influence of ageing on the sympathetic nervous system and adrenal medulla at rest and during stress", Biogerontology 3 , 45–49, 2000.
- [167] A.U. Ferrari, A. Radaelli, M. Centola, "Aging and the cardiovascular system", Journal of Applied Physiology 95 (6) , 2591–2597, 2003.

- [168] J. Gross, et al., "*Emotion and aging: experience, expression and control*", Psychology and Aging 12 (4) , 590–599, 1997.
- [169] H.L. Hurry, J.J. Gross, "*Emotion regulation in older age*", Psychological Science 19(6), 352–357, 2010.
- [170] Arking R., "*Biology of Aging: Observations and Principles*", Oxford University Press, USA; 3 edition; 2006.
- [171] Kaplan DT, Furman MI, Pincus SM, Ryan SM, Lipsitz LA, Goldberger AL., "*Aging and the complexity of cardio-vascular dynamics*". Biophys J;59(4):945–949, 1991.
- [172] Rollin McCraty and al , "*Heart Rhythm Coherence Feedback: A New Tool for Stress Reduction, Rehabilitation, and Performance Enhancement*". Institute of HeartMath, Boulder Creek, California, USA, 2004.
- [173] "*Emotions & Physiological Monitoring*", Prepared by Exmovere Holdings Inc., September, 2009.
- [174] Awadhesh Pachauri and al., '*Wavelet Transform Based Arterial Blood Pressure Waveform Delineator*'. INTERNATIONAL JOURNAL OF BIOLOGY AND BIOMEDICAL ENGINEERING 02, 2012.
- [175] Rosenzweig M.R., Leiman A.L., Breedlove S.M., "*Psychobiologie*". Bruxelles. De Boeck Universite, 1998.
- [176] http://www.adscience.fr/uploads/ckfiles/files/html_files/StatEL/statel_kruskal_wallis.htm