

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITÉ ABDELHAMID IBN BADIS DE MOSTAGANEM
FACULTÉ DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE
DÉPARTEMENT DE GÉNIE ÉLECTRIQUE

Thèse

Présentée pour obtenir le diplôme de

Doctorat LMD

Spécialité : Génie électrique

Option : Composants, signaux et systèmes

➤ Par: **Mr. Bouziane Ahmed**

THÈME

Caractérisation de la variabilité du rythme cardiaque par des méthodes hybrides

<i>Président :</i>	Mr Bekkouche Benaïssa	Professeur, Université de Mostaganem
<i>Examineurs :</i>	Mr Chama Zouaoui	Professeur, Université de Sidi Belabbes
	Mr Mahdjoub Zoubir	Professeur, Université de Sidi Belabbes
	Mr Ouldali Abdelaziz	Maître de conférences (A), Université de Mostaganem
<i>Directeur de thèse</i>	Mr Yagoubi Benabdellah	Professeur, Université de Mostaganem

20 Novembre 2016

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Remerciements

*Soyons reconnaissants aux personnes qui nous donnent du bonheur ; elles sont
les charmants jardiniers par qui nos âmes sont fleuries. Marcel Proust*

Je veux remercier Dieu de m'avoir donné la force de tous les jours.

Je tiens à remercier les personnes qui me font l'honneur de juger ce travail :

À Monsieur le Professeur **Bekkouche Benaïssa**,
Vous me faites l'honneur de présider ce jury de thèse.
Veuillez trouver ici le témoignage de mon profond respect.

À Monsieur le Professeur **Chama Zouaoui**,
Je vous remercie de me faire l'honneur de participer à ce jury.
Veuillez croire en ma gratitude profonde.

À Monsieur le Professeur **Mahdjoub Zoubir**,
Je vous remercie de me faire l'honneur de participer à ce jury.
Veuillez recevoir l'expression de ma sincère reconnaissance.

À Monsieur le Docteur **Ouldali Abdelaziz**,
Je vous remercie de me faire l'honneur de participer à ce jury.
Veuillez recevoir mes sincères remerciements.

À Monsieur le Professeur **Yagoubi Benabdellah**, je vous remercie pour la confiance que tu m'as témoignée en acceptant la direction de ce travail, je vous remercie pour votre soutien, de vos éclairages essentiels, de vos conseils avisés durant le travail, de ton dynamisme, et de ta disponibilité que je n'oublierai jamais.

Je remercie très chaleureusement les membres du laboratoire Signaux et Systèmes de l'Université de Mostaganem, et du groupe de traitement du signal de l'Université Polytechnique de Valencia pour m'avoir accueilli dans le sein de ces laboratoires, et de m'avoir permis de travailler dans les bonnes conditions, spécialement Madame **Mimi Malika** et Messieurs **Luis Vergara**, **Addisson Zalazar**, **Daoud Mohamed**, **Bentoumi Mohamed** et **Abed Mansour** pour leurs encouragements, les nombreuses discussions que j'ai pu avoir avec chacun m'ont beaucoup apporté.

Je remercie **mes parents**, **mon frère** et **mes sœurs**, **ma fiancée**, ainsi que **toute ma famille** pour leur soutien, et pour m'avoir donné l'esprit pour continuer.

Merci à **mes amis** et à **toutes les personnes** qui m'ont accompagné dans cette aventure scientifique.



Dédicaces

Afin d'être reconnaissant envers ceux qui m'ont appuyé et encouragé à effectuer ce travail de recherche, je dédie cette thèse de doctorat :

À mes chers parents, tous les mots du monde ne sauraient exprimer l'immense amour que je vous porte, ni la profonde gratitude que je vous témoigne pour tous les efforts et les sacrifices que vous n'avez jamais cessé de consentir pour mon bien-être. J'espère avoir répondu aux espoirs que vous avez fondés en moi.

À mon frère et sœurs, je ne peux exprimer à travers ces lignes tous les sentiments d'amour et de tendresse envers vous, je vous souhaite la réussite, avec tout le bonheur, j'implore Dieu qu'il vous aide à réaliser tous vos vœux.

À mon grand-père, mes oncles, mes tantes, mes cousins et mes cousines, je vous souhaite tout le bonheur que vous souhaitez et méritez ainsi que la bonne santé.

À ma fiancée, merci pour ton soutien et tes encouragements qui ont toujours été pour moi d'un grand réconfort, merci pour ta gentillesse, en implorant Dieu le Tout-Puissant de nous accorder une longue vie de bonheur et de réussite.

À tous mes amis de Constantine, de Mostaganem, de Bordj bou arreridj, de Chlef, de Skikda et de Valencia, que Dieu vous procure tout le bonheur que vous méritiez.

Et à tous ceux que ma réussite leur tient à cœur.



Résumé

Les signaux cardiovasculaires sont, en général, quasi périodiques, qui se répètent à chaque cycle cardiaque avec une période qui n'est pas strictement constante et aussi leurs amplitudes peuvent varier d'un cycle à un autre. Ces variations sont dues à l'action du système nerveux autonome (SNA). Autrement dit, ces changements nous permettent de tirer des informations utiles sur tout ce qui est contrôlé par SNA tel que l'état physiologique ou pathologique de l'individu d'une manière non invasive.

Le but derrière cette thèse a été divisé en trois phases, i) Proposer une solution au problème de la non-stationnarité des signaux de la variabilité du rythme cardiaque (VRC), ii) Étude d'un problème physiologique humain en essayant de trouver un lien entre ce problème et les caractéristiques de la VRC et iii) Détection d'un problème pathologique à l'aide du signal VRC.

Comme résultats, nous avons proposé une solution simple et efficace pour le problème de la non-stationnarité et aussi à l'estimation de la durée des comportements sympathique et parasympathique du SNA, ainsi que leur localisation dans le temps. Pour l'étude physiologique, une méthode hybride a été proposée pour étudier l'évolution des caractéristiques de la VRC au cours d'une expérience stressante, et quelques caractéristiques de la VRC ont été trouvées fortement liées au stress. Cette étude peut aider à relier le comportement du SNA à des situations de stress correspondantes. Finalement pour l'étude pathologique une nouvelle approche basée sur l'intégration alpha a été présentée afin de faire une détection automatique des micro-éveils chez des patients qui souffrent de l'apnée, un nouveau critère d'optimisation a été introduit. L'algorithme proposé a été testé sur quatre signaux réels afin de valider son efficacité. Les résultats de notre algorithme ont été comparés à une autre étude faite sur les mêmes données, notre méthode a fourni de très bons résultats.

Les mots clés : VRC, ECG, Méthodes hybrides, DSP, SNA.

الملخص

الإشارات الصادرة من القلب والأوعية الدموية هي، بشكل عام، شبه دورية، و تتكرر في كل دورة قلبية بفتره زمنية غير ثابتة تماما مع احتمالية أن تغير مطالها أو سعتها من دورة إلى أخرى. هذه الاختلافات هي نتيجة عمل الجهاز العصبي اللاإرادي (ANS). وبعبارة أخرى، فإن هذه التغييرات تسمح لنا باستخلاص معلومات مفيدة حول كل شيء يمكن أن يسيطر عليه الجهاز العصبي اللاإرادي مثل الحالة الفسيولوجية و المرضية للفرد بطريقة لا تستدعي تدخل جراحي.

الهدف من وراء هذه الأطروحة قسم إلى ثلاث مراحل : أ) اقتراح حل لمشكلة عدم ثبات الإشارات الخاصة بتغير معدل درجات القلب (VRC) ، ب) دراسة مشكلة فيزيولوجية بشرية ، في محاولة لإيجاد رابط بين هذه المشكلة وخصائص VRC و ت) الكشف عن وجود مشكلة مرضية باستعمال اشارات VRC .

كنتائج، اقترحنا حلا بسيطا وفعالا لمشكلة عدم ثبات الإشارات الخاصة VRC، وكذلك لتقدير مدة السلوك الودي و الغير ودي الخاص بالجهاز العصبي اللاإرادي مع تحديد أزمنة حدوثها. فيما يخص الدراسة الفسيولوجية، اقترحت طريقة هجينة لدراسة تغير خصائص VRC خلال تجربة مرهقة، و عثر على بعض خصائص VRC لديها ارتباط قوي مع الإجهاد. هذه الدراسة يمكن أن تساعد في ربط سلوك SNA مع حالات الإجهاد المقابلة له. وأخيرا فيما يتعلق بالدراسة المرضية تم تقديم نهج جديد يقوم على التكامل ألفا لجعل الكشف تلقائي بالنسبة لليقظات في المرضى الذين يعانون من توقف التنفس أثناء النوم، معيار جديد للمثالية قد قدم خلال هذا البحث. تم اختبار الخوارزمية المقترحة في أربع إشارات حقيقية من أجل التحقق من فعاليته. وتمت مقارنة نتائج الخوارزمية المقترحة مع دراسة أخرى سابقة على نفس البيانات، وقد أعطت الطريقة المقترحة نتائج جيدة فيما يخص الكشف التلقائي بالنسبة لليقظات.

كلمات مفتاحية: VRC ، ECG ، الأساليب الهجينة، DSP.

Abstract

The cardiovascular signals are, in general, quasi-periodic, repeated at each cardiac cycle with a period that is not strictly constant and also their amplitudes can vary from one cycle to another. These variations are due to the action of the autonomic nervous system (ANS). In other words, these changes allow us to draw useful information about everything controlled by the ANS such as the physiological or pathological condition of an individual, in a non-invasive way.

The purpose behind this thesis has been divided in three phases i) proposed a solution to the non-stationary problem of Heart Rate Variability (HRV) signals, ii) Study of a human physiological problem, trying to find a link between this problem and the features of HRV and iii) detection of a pathological problem using the HRV signal.

As results, we have proposed a simple and effective solution to the non-stationary problem and also to estimate the duration of the sympathetic and parasympathetic ANS behaviours as well as their location in time. For the physiological study, a hybrid method was proposed to study the evolution of the HRV characteristics during a stressful experience, and some HRV features were found strongly linked to stress. This study can help to connect the ANS behaviour to the corresponding stress situations. Finally, for pathological study, a new approach based on Alpha integration was presented to make an automatic detection of arousal in patients suffering from sleep apnoea, a new optimality criterion was introduced. The proposed algorithm was tested on four real signals in order to validate its effectiveness. The results of our algorithm were compared to another study on the same data, our method has provided very good results.

Key words: HRV, ECG, hybrid methods, PSD, ANS.

Table des matières

Remerciements	i
Résumé	iii
Table des matières	vi
Liste des figures	ix
Liste des tableaux	xi
Liste des abréviations	xii
Introduction générale	1
Introduction générale.....	2
Problématique.....	2
Notre contribution et les objectifs	3
Le plan de la thèse.....	4
Chapitre 1 : Généralités sur l'électrophysiologie du cœur et le SNA	5
1.1 Introduction	6
1.2 Anatomie et la fonction du cœur humain	6
1.2.1 Anatomie du cœur humain	6
1.2.2 Le fonctionnement du cœur humain	7
1.2.3 Système de conduction électrique	8
1.3 Le Signal ECG	10
1.3.1 Placement des électrodes et les dérivations de l'ECG	10
1.3.2 Aspect du signal d'ECG.....	12
1.4 Le système nerveux autonome et la balance sympatho-vagale	14
1.5 La relation entre le stress et le SNA	16
1.5.1 Physiologie de la réponse au stress.....	17
1.5.2 L'effet du stress sur la maladie	18
1.5.3 L'effet du stress sur la cognition et la performance	19
1.6 Conclusion.....	19
Chapitre 2 : Analyse de la variabilité du rythme cardiaque	20
2.1 Introduction	21
2.2 Origines des mesures de la variabilité du rythme cardiaque	21
2.3 La variabilité du rythme cardiaque.....	21
2.3.1 La période du rythme cardiaque et la détection du complexe QRS	22

2.3.2	Dérivation des séries chronologiques de la variabilité du rythme cardiaque	23
2.3.3	Prétraitement des séries chronologiques de la variabilité du rythme cardiaque.....	25
2.4	Les méthodes d'analyse de la variabilité du rythme cardiaque	26
2.4.1	Méthodes d'analyse temporelle	26
2.4.1.a)	Méthodes statistiques	26
2.4.1.b)	Méthodes géométriques	28
2.4.2	Méthodes de domaine fréquentiel	29
2.4.2.a)	Comparaison entre l'analyse spectrale classique (Fourier) et paramétrique (AR) ..	31
2.4.2.b)	Autres méthodes d'analyses de la VRC dans le domaine fréquentiel	32
2.4.3	Méthodes non linéaires	33
2.4.3.a)	Le diagramme de Poincaré.....	33
2.4.3.b)	L'entropie approximative	34
2.4.3.c)	L'entropie des échantillons.....	35
2.4.3.d)	L'analyse de fluctuation détendancée.....	36
2.4.3.e)	La dimension de corrélation.....	37
2.4.3.f)	Analyse de diagramme de récurrence.....	38
2.5	Fusion entre le signal VRC et l'Électroencéphalogramme	41
2.5.1	Fusion des signaux biomédicaux	41
2.5.2	Les niveaux de Fusion	41
2.5.3	L'Électroencéphalogramme.....	42
2.5.4	Caractéristiques extraites à partir des signaux EEG et ECG	43
2.5.4.a)	Les caractéristiques basées sur le signal ECG	44
2.5.4.b)	Les caractéristiques basées sur l'Électroencéphalogramme	44
2.6	Conclusion.....	46
 Chapitre 3 : Localisation et estimation de la durée des activités sympathique et parasympathique du SNA		
47		
3.1	Introduction	48
3.2	La méthode proposée	48
3.3	Base de données utilisée.....	49
3.4	Résultats et discussions	50
3.4.1	Application de l'approximation de Gauss au signal VRC :.....	50
3.4.1.a)	Processus aléatoire	50

3.4.1.b) Modélisation du signal VRC.....	52
3.4.1.c) Reconstruction de signal VRC par un bruit blanc gaussien stationnaire	55
3.4.1.d) Le choix de la longueur d'intervalle	58
3.4.2 Estimation de la densité spectrale de puissance du signal VRC.....	59
3.4.3 La durée estimée et la localisation des deux activités de SNA	63
3.5 Conclusion.....	65
Chapitre 4 : Étude du stress physiologique	66
4.1 Introduction	67
4.2 La méthode proposée	67
4.3 Base de données utilisée.....	69
4.4 Prétraitement des signaux ECG.....	70
4.5 Résultats et discussions	70
4.5.1 Application de l'algorithme KS au signal VRC	70
4.5.2 Extraction des caractéristiques du signal VRC.....	74
4.5.3 Utilisation de ReliefF pour la sélection des caractéristiques du signal VRC	75
4.5.3.a) Algorithme ReliefF.....	75
4.5.3.b) Application de l'algorithme ReliefF sur le signal VRC	77
4.6 Conclusion.....	79
Chapitre 5 : Détection des micro-éveils pendant le sommeil.....	80
5.1 Introduction	81
5.2 Le sommeil et ses troubles	81
5.3 L'algorithme de base de l'intégration alpha.....	83
5.3.1 Apprentissage des paramètres de l'intégration alpha	84
5.3.1.a) Règle de mise à jour pour α	84
5.3.1.b) Règle de mise à jour pour w	85
5.4 Méthode proposée : Estimation des paramètres de l'intégration alpha par MPE	86
5.5 Base de données utilisée et prétraitement	90
5.6 Extraction et classification des caractéristiques	90
5.7 Fusion des scores basée sur l'intégration alpha	92
5.8 Résultats et discussions	93
5.9 Conclusion.....	95
Conclusion générale	96
Références bibliographiques	99

Liste des figures

1.1	Schéma anatomique et fonctionnel du cœur.	7
1.2	Le schéma du circuit sanguin.	8
1.3	Propagation du potentiel d'action dans le cœur.	9
1.4	Les dérivations bipolaires et les dérivations unipolaires des membres.	11
1.5	Placement des électrodes des dérivations bipolaires, unipolaires et précordiales.	12
1.6	Un échantillon d'un signal ECG normal d'un sujet sain. Les segments, les intervalles et les différentes ondes sont indiqués.	13
1.7	Les aspects sympathique et parasympathique du SNA.	15
2.1	(A) Signal ECG avec une série des pics R, (B) La série des intervalles RR interpolée et (C) Un tachygramme d'intervalles RR.	24
2.2	Représentation schématique d'un échantillon de la distribution de densité d'une série d'intervalles RR.	29
2.3	Spectre de puissance de signal VRC à partir d'un sujet sain au repos.	30
2.4	Un diagramme standard de Poincaré d'un signal VRC.	34
2.5	Analyse de fluctuation détendancée d'un sujet sain.	37
2.6	Approximation de la dimension de corrélation.	38
2.7	Matrice de diagramme de récurrence de la série temporelle RR (Noir=1 et blanc=0)	40
2.8	Un électroencéphalogramme.	43
3.1	Processus aléatoire non stationnaire, l'intervalle [20, 40] est très grand pour être considéré comme stationnaire.	51
3.2	Processus aléatoire non stationnaire, les deux intervalles [20, 25] et [45, 50] sont suffisamment petits pour être considérés comme stationnaires.	52
3.3	Un exemple d'un signal VRC de 256 échantillons.	54
3.4	Signal VRC non stationnaire, l'intervalle [8, 72] est très grand, donc non stationnaire.	54
3.5	Signal VRC non stationnaire, l'intervalle [8, 24] est suffisant pour être considéré comme stationnaire.	55
3.6	Signal VRC avec leur signal reconstruit, pour un nombre d'échantillons dans chaque intervalle $N_s = 128$	56
3.7	Signal VRC avec leur signal reconstruit, pour un nombre d'échantillons dans chaque intervalle $N_s = 64$	56
3.8	Signal VRC avec leur signal reconstruit, pour un nombre d'échantillons dans chaque intervalle $N_s = 32$	57
3.9	Signal VRC avec leur signal reconstruit, pour un nombre d'échantillons dans chaque intervalle $N_s = 16$	57
3.10	Les DSPs pour le cas $N_s = 32$ (Young 3).	61
3.11	Les DSPs pour le cas $N_s = 16$ (Young 3).	62
3.12	Localisation temporelle du DSP pour les bandes LF et HF (Young 3).	64
4.1	L'organigramme de la méthode proposée.	68
4.2	Une partie du signal VRC pour le conducteur 06, les segments stationnaires obtenus en utilisant l'algorithme de segmentation KS sont séparés par des lignes verticales.	72
4.3	L'organigramme de l'algorithme de segmentation KS	73

4.4	L'algorithme ReliefF	76
5.1	Figure 5.1 : Deux hypnogrammes couvrant tous les stades de sommeil (stades 1-4, le REM et l'éveil) : a) sujet sain, b) patient avec un trouble du sommeil. En raison de sa nature, le sommeil REM est généralement placé entre 0 et 1.	82
5.2	L'organigramme général de la méthode proposé.....	87
5.3	Apprentissage des paramètres α et w_i pour le cas du sujet 1	93
5.4	L'erreur quadratique moyenne entre le score binaire et la décision de l'expert pour le cas du sujet 1.	94

Liste des tableaux

1.1	Les états pathologiques physiques associés au stress psychologique augmenté..	18
3.1	Les caractéristiques de chaque sujet.....	50
3.2	MSE pour différents nombres d'échantillons (Ns) dans chaque intervalle pour les 10 signaux VRC.....	58
3.3	La durée des deux activités du SNA et pour les dix sujets	64
4.1	Les intervalles de temps pour chaque conducteur durant le test	69
4.2	Description des 33 caractéristiques extraites.	74
4.3	Les poids des caractéristiques pour chaque conducteur.....	78
5.1	Les caractéristiques de la classification.	92
5.2	(À gauche) Pourcentage des décisions correctes correspondant aux scores de l'EEG, scores de la VRC et scores de l'intégration alpha. (À droite) Estimation des paramètres de l'intégration alpha avec le critère MPE	95

Liste des abréviations

VRC	Variabilité du Rythme Cardiaque.
SNA	Système Nerveux Autonome.
SA	Sinoauriculaire.
RC	Rythme Cardiaque.
KS	Kolmogorov Smirnov.
EEG	Electroencéphalogramme.
MPE	Minimum Probability of Error.
ECG	Électrocardiogramme.
AV	Auriculo-Ventriculaire.
WCT	Wilson Central Terminal.
BPM	Battement Par Minute.
HPS	Hypothalamique Pituitaire Surréal.
ASR	Arythmie Sinusale Respiratoire.
HF	High Frequency.
LF	Low Frequency.
VLF	Very Low Frequency.
ULF	Ultra Low Frequency.
IPFM	Integral Pulse Frequency Modulation.
SD	Standard Deviation.
SDNN	Standard Deviation of Normal to Normal.
SDANN	Standard Deviation of the Averages of Normal to Normal.
SDSD	Standard Deviation of Successive Differences.
RMSSD	Root Mean Square of Successive Differences.
TINN	Triangular Interpolation of NN intervals.
DSP	Densité Spectrale de Puissance.
AR	AutoRégressive.
TF	Temps-Fréquence.
FFT	Fast Fourier Transform.
STFT	Short-Time Fourier Transform.
CWT	Continuous Wavelet Transform.
EnAp	Approximate Entropy.

SampEn	Sample Entropy.
DFA	Detrended Fluctuation Analysis.
DR	Diagramme de Récurrence.
REC	Recurrence Rate.
ASI	Alpha Slow-wave Index.
TSI	Theta Slow-wave Index.
EMG	Electromyogramme.
ERG	Électrorétinogramme.
MSE	Mean Square Error.
SSL	Stationnaire au Sens Large.
GSR	Galvanic Skin Response.
FIR	Réponse Impulsionnelle Finie.
NREM	Non-Rapid Eye Movement.
REM	Rapid Eye Movement.
PSG	Polysomnographie.
LS-SVM	Least Squares Support Vector Machines.
SICAMM	Sequential Independent Component Analysis Mixture Model.

Introduction générale

Introduction générale

Au cours des 30 dernières années, il y a eu un intérêt général dans l'étude des variations dans le temps entre les battements successifs du cœur, connu sous le nom de la variabilité du rythme cardiaque (VRC). Dans certains cas, l'évaluation de la VRC a été montrée pour fournir une indication de la santé cardiovasculaire [175].

L'analyse de la variabilité du rythme cardiaque est généralement utilisée pour évaluer le fonctionnement du système nerveux autonome (SNA) dans la recherche cardiovasculaire et dans différentes applications liées au bien-être humain. La VRC est connue pour être affectée à titre d'exemple par le stress, certaines maladies cardiaques et des états pathologiques, et elle est le résultat de la régulation du système nerveux autonome sur le nœud sinoauriculaire (SA). Le SNA est divisé en deux branches sympathique et parasympathique et leurs influences sur le rythme cardiaque (RC) et la VRC sont assez bien comprises. L'activité sympathique tend à augmenter le RC et diminuer la VRC, tandis que l'activité parasympathique tend à diminuer le RC et augmenter la VRC [17].

Cette thèse étudie les techniques de traitement du signal VRC à partir de la motivation à l'application, dans le but de développer des méthodes robustes pour l'analyse de la VRC. Cette étude considère : l'étude de la non-stationnarité des signaux VRC ; plus l'étude des problèmes physiologiques et pathologiques humains, afin de trouver des liens entre ces problèmes et les caractéristiques de la VRC.

Problématique

Le signal VRC est naturellement non stationnaire en raison de l'état non stable du comportement sympathique et parasympathique, et à cause de cette raison il a été suggéré ; que les données VRC devraient être systématiquement testées pour les non-stationnarités et que seuls les segments stationnaires devraient être analysés [47], donc pour surmonter ce problème une nouvelle méthode sera mise en place.

D'un autre côté, les niveaux élevés de la pression physique et mentale pourraient conduire à des conditions physiologiques indésirables. Le corps réagit en augmentant le rythme cardiaque de telle sorte que tout type de tâche qui se poursuit pendant une période de temps prolongée peut causer un stress au niveau de l'insuffisance cardiaque. Pour cette raison, il est intéressant de voir comment les exigences physiques et mentales dans des situations

stressantes peuvent affecter le rythme cardiaque et si certains composants de mesure peuvent être utilisés pour prédire un état de stress.

La détection de très courtes périodes d'éveil [213], également appelées micro-éveils, est une phase très importante, du fait que leur taux d'apparition peut aider au diagnostic de l'apnée et l'épilepsie, ces micro-éveils apparaissent dans l'hypnogramme comme de courtes périodes. Malgré les progrès vers l'automatisation du l'hypnogramme [214], mais un système totalement automatique reste un défi.

Notre contribution et les objectifs

C'est dans les trois précédents contextes que vient notre contribution. Dans cette thèse, nous avons proposé trois méthodes afin de trouver une solution pour chaque défi. Nous avons suggéré pour le premier problème de la non-stationnarité une méthode basée sur la division du signal VRC à des segments stationnaires en utilisant l'approximation gaussienne. Ces segments seront modélisés par un bruit blanc gaussien, afin d'estimer la durée des comportements sympathique et parasympathique du SNA, ainsi que leur localisation dans le temps.

Pour le deuxième défi, afin d'étudier l'évolution des caractéristiques de la VRC au cours d'une expérience stressante, nous avons proposé une méthode basée sur l'algorithme de segmentation Kolmogorov Smirnov (KS), dans le but de déterminer les segments stationnaires, ainsi que l'application de l'algorithme ReliefF pour la sélection des caractéristiques. Les résultats obtenus de cette étude peuvent aider à relier le comportement du SNA à des situations de stress correspondantes.

En ce qui concerne la détection des micro-éveils d'une manière automatique, nous avons mis en place une nouvelle stratégie basée sur la fusion des signaux VRC et l'Électroencéphalogramme (EEG). Nous avons utilisé l'intégration α , cette technique est une généralisation des règles simples qui permettent le raccord optimal des paramètres. Un nouveau critère d'optimisation est proposé, la probabilité d'erreur minimale (MPE) qui met l'accent sur la réduction de la probabilité d'erreur. Les résultats obtenus montrent une très grande efficacité de la méthode proposée.

Le plan de la thèse

L'ambition de cette thèse est d'étudier les techniques de traitement du signal VRC, dans le but de développer des méthodes robustes pour l'analyse de la VRC. La structure est la suivante :

Le premier chapitre résume les notions de base sur l'anatomie du cœur, sa fonction, ainsi des bases de l'Électrocardiogramme (ECG) sont décrites. Ensuite, nous montrons le système de dérivation. Passant par le contrôle du SNA, le système cardiovasculaire et nous terminerons ce chapitre par une description sur le stress.

Le deuxième chapitre contient une brève discussion sur les origines des mesures de la variabilité du rythme cardiaque, ainsi l'extraction des périodes de battement de cœur sera présentée et expliquée brièvement. La dérivation et le prétraitement de la série temporelle VRC sont également décrits. Ensuite, les mesures standard utilisées pour évaluer la VRC seront résumées, avec la pertinence d'une telle analyse. Enfin, une section sur la fusion entre les signaux VRC et EEG sera introduite.

Le troisième chapitre est consacré pour régler le problème de la non-stationnarité, afin de trouver la durée et la localisation des deux activités du système nerveux autonome. Pour surmonter ce défi, nous proposons une méthode alternative simple, basée sur une segmentation du signal VRC en petits segments stationnaires modélisés par un bruit blanc gaussien.

Dans le quatrième chapitre, nous utilisons une méthode hybride afin de classer les trois niveaux de stress dans une tâche de conduite dans le monde réel. Des segments stationnaires sont déterminés et détectés, avec précision, en utilisant l'algorithme de segmentation KS, avec la sélection des caractéristiques en utilisant l'algorithme de ReliefF.

Le cinquième chapitre présente une nouvelle méthode d'estimation des paramètres de l'intégration α , cette méthode repose sur la minimisation de la probabilité d'erreur, avec l'utilisation de l'algorithme gradient pour fusionner les scores correspondant aux différents détecteurs (VRC et EEG).

Chapitre 1

Généralités sur l'électrophysiologie du cœur et le SNA

1.1 Introduction

Bien que l'objectif principal de la thèse soit basé sur la caractérisation de la VRC par des méthodes hybrides, nous avons aussi besoin de décrire le cœur et sa fonction. Donc pour cet effet, ce premier chapitre résume les notions de base sur l'anatomie du cœur et sa fonction. Ensuite, les bases de l'électrocardiogramme sont décrites, nous montrons le système de dérivation, plus couramment utilisé dans l'électrocardiographie. La section suivante explique comment le SNA contrôle le système cardiovasculaire et plus particulièrement à celles de l'activité électrique cardiaque. On terminera ce chapitre par une description sur le stress.

1.2 Anatomie et la fonction du cœur humain

1.2.1 Anatomie du cœur humain

Le cœur est un organe musculaire (myocarde) qui agit comme une pompe pour envoyer continuellement le sang dans le corps, il bat avec une fréquence de 60 à 80 battements par minute (bpm) chez un adulte en bonne santé. Chaque battement fait avancer un volume de 70 ml de sang [1]. Cet organe se situe sur la poitrine entre les poumons et derrière le sternum au-dessus du diaphragme. Il est entouré par le péricarde. Sa taille est environ celle d'un poing, et son poids est d'environ 250-300 g. Son centre est situé à environ 1,5 cm à gauche du plan sagittal médian [2], et au milieu du système circulatoire.

Cette pompe comprend quatre chambres, appelées cavités cardiaques : les oreillettes (ou atriums) en haut, et les ventricules en bas. Les cavités droite et gauche sont totalement séparées par une cloison appelée septum.

Ces cavités sont reliées à des vaisseaux sanguins qui ramènent le sang vers le cœur par le biais des deux veines caves (inférieure et supérieure), les artères pulmonaires, et l'artère aorte, comme l'illustre la Figure 1.1 [3].

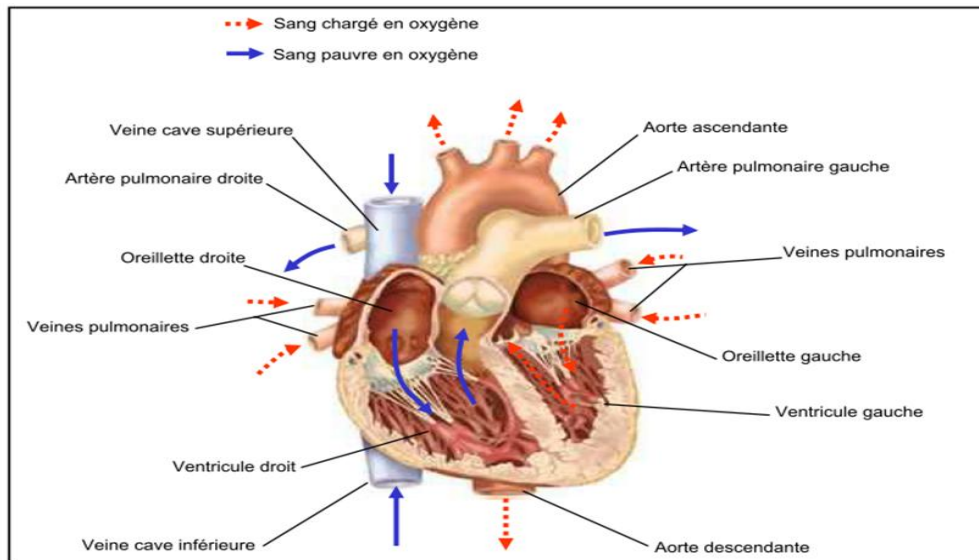


Figure 1.1 : Schéma anatomique et fonctionnel du cœur.

1.2.2 Le fonctionnement du cœur humain

Chaque battement du cœur entraîne une séquence d'événements collectivement appelés la révolution cardiaque. Le fonctionnement d'une révolution cardiaque est comme suit [4] :

Le cœur, qui se compose de quatre cavités, couplées deux par deux, forment le cœur droit et le cœur gauche, soit deux pompes juxtaposées et synchronisées [5]. Chacun des deux cœurs est composé d'une petite cavité, l'oreillette, ayant la charge de réception du sang. Selon la volonté des pressions régnant dans les cavités, l'oreillette se contracte pour se vider dans un espace plus volumineux et musclé, le ventricule, qui éjecte le sang dans une artère, voir Figure 1.2 [3].

La circulation se fait à sens unique grâce aux quatre valves cardiaques qui s'ouvrent et se ferment alternativement. Deux de ces valves sont situées entre les oreillettes et les ventricules (mitrale et tricuspide). Les deux autres sont placées entre les ventricules et l'artère correspondante (valve aortique et valve pulmonaire).

Le cœur droit englobe l'oreillette droite, localisée au-dessus du ventricule droit. Entre les deux s'existe la valvule tricuspide (à trois feuillets). Ce côté droit assure la récupération du sang veineux, le sang bleu appauvri en oxygène et riche en oxyde de carbone.

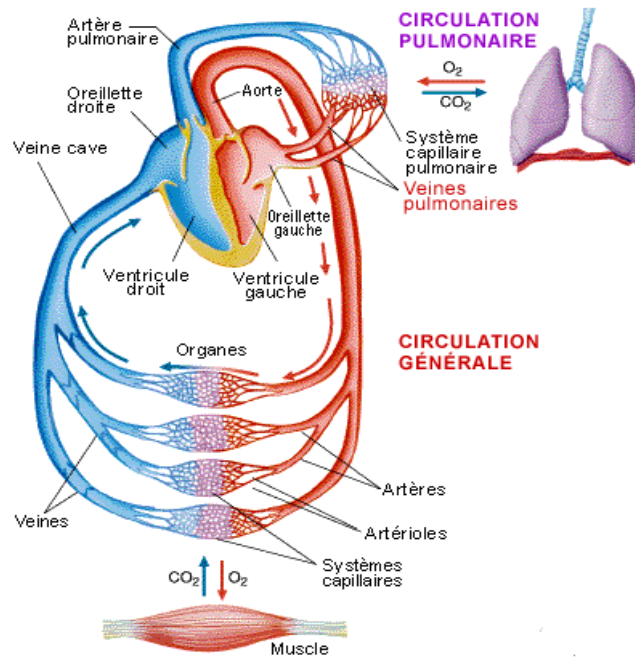


Figure 1.2 : Le schéma du circuit sanguin [3].

Cette récupération se réalise grâce à deux vaisseaux raccordés à l'oreillette : la veine cave inférieure, venant de la partie du corps située au-dessous du cœur, et la veine cave supérieure venant de la partie du corps située au-dessus. À partir de l'oreillette droite, le sang bleu passe dans le ventricule à travers la valvule tricuspide ouverte, puis il est propulsé dans l'artère pulmonaire, par la voie de la valvule pulmonaire, en direction des poumons où il s'oxygène et élimine le gaz carbonique.

Le cœur gauche est formé par l'oreillette gauche qui surmonte le ventricule gauche. Entre les deux se trouve la valvule mitrale. Ce côté gauche est chargé d'éjecter le sang chargé en oxygène dans tout l'organisme à l'aide de l'aorte, artère maîtresse qui naît du ventricule gauche.

En amont, le sang rouge, revenu des poumons où il vient d'être oxygéné, se déverse dans l'oreillette gauche en empruntant les veines pulmonaires, avant de passer dans le ventricule gauche à travers la valvule mitrale ouverte. Il est finalement éjecté par le ventricule dans l'aorte, qu'il atteint après avoir franchi la valvule aortique.

1.2.3 Système de conduction électrique

Afin de maintenir le cycle cardiaque, le cœur a développé un système de pile spécial destiné à générer des impulsions électriques, et par ces impulsions une

contraction mécanique du muscle cardiaque est assurée. Ce système est appelé système de conduction [2], voir la figure ci-dessous.

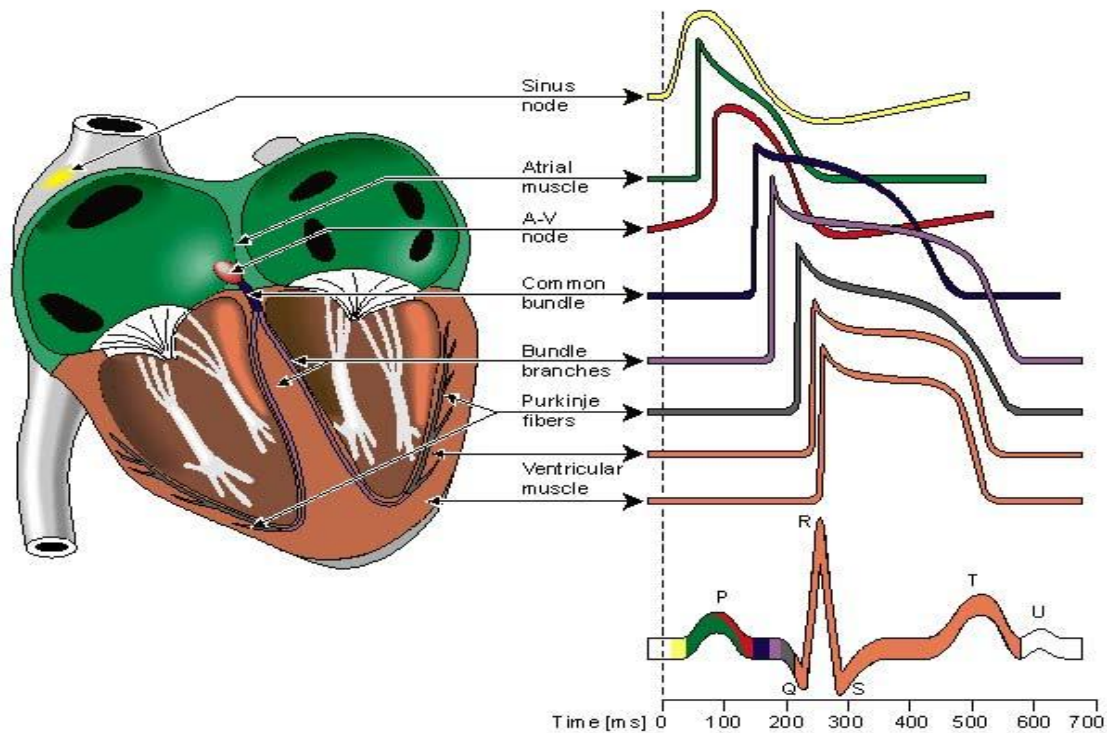


Figure 1.3 : Propagation du potentiel d'action dans le cœur [2].

Ce système envoie des impulsions rapidement à travers le cœur. Impulsion rythmique normale, qui est responsable des contractions est générée dans le nœud sinusal. Puis se propage à l'oreillette droite et gauche et vers le nœud auriculo-ventriculaire (AV). L'impulsion est retardée dans le nœud AV afin de permettre la bonne contraction des oreillettes.

Ainsi, tout le volume de sang dans l'oreillette est expulsé vers les ventricules avant sa contraction. Les oreillettes et les ventricules sont reliés électriquement par le faisceau de His. De là, l'impulsion est dirigée au ventricule droit et gauche. La voie vers les ventricules est divisée à la branche de faisceau gauche et à la branche de faisceau droit. En outre, les faisceaux se ramifient dans les fibres de Purkinje qui divergent vers les côtés internes des parois ventriculaires.

Le principal stimulateur du cœur est le nœud sinusal. Cependant, d'autres cellules spécialisées dans le cœur (nœud AV, etc.) peuvent aussi engendrer des impulsions, mais avec une fréquence plus faible. Si la connexion de l'oreillette vers le

nœud AV est cassée, le nœud AV est considéré comme le principal stimulateur cardiaque. Tous les types de cellules cardiaques ont aussi une forme d'onde différente de leurs potentiels d'action et cette forme varie selon le tissu considéré [7].

1.3 Le Signal ECG

L'ECG est un outil d'évaluation de la conduction électrique dans le cœur. L'ECG est généralement mesuré via des électrodes à la surface du corps. Quand le cœur bat, une vague de dépolarisation se déplace à travers les oreillettes, cette vague atteint le nœud AV et elle se déplace le long du septum interventriculaire à la pointe du cœur, où il se transforme et se propage à travers le myocarde ventriculaire vers la base du cœur [8,9].

1.3.1 Placement des électrodes et les dérivations de l'ECG

Une différence de potentiel est mesurée entre deux points, donc afin de mesurer le signal ECG, un minimum de deux électrodes doit être placé sur le sujet. Le traçage de la tension entre les deux électrodes est appelé une dérivation. Chaque dérivation produit une vue sur le cœur d'un angle différent. La plupart des configurations d'ECG sont obtenues à partir des trois dérivations des membres : dérivation I, dérivation II et dérivation III. Les électrodes formant ces dérivations sont situées sur les membres. Un sur chaque bras et le troisième sur la jambe gauche [10]. Voir Figure 1.4.

- Dérivation I : La tension (VI) entre le bras gauche (LA) et le bras droit (RA).
- Dérivation II : La tension (VII) entre la jambe gauche (LL) et le bras droit (RA).
- Dérivation III : La tension (VIII) entre la jambe gauche (LL) et le bras gauche (LA).

Ces dérivations constituent les bases du triangle d'Einthoven. Selon la loi de tension de Kirchhoff, ces trois dérivations ont la relation suivante :

$$VI + VIII = VII. \quad 1.1$$

Conventionnellement, les vecteurs de dérivations associés avec le système principal d'Einthoven sont basés sur la supposition que le cœur, ou plus précisément le centre électrique du cœur, est placé au centre d'un triangle équilatéral appelé triangle d'Einthoven. Les électrodes des membres peuvent être placées sur les épaules et l'ombilic du sujet, produisant ainsi les sommets d'un triangle équilatéral ayant le cœur situé en son centre [2].

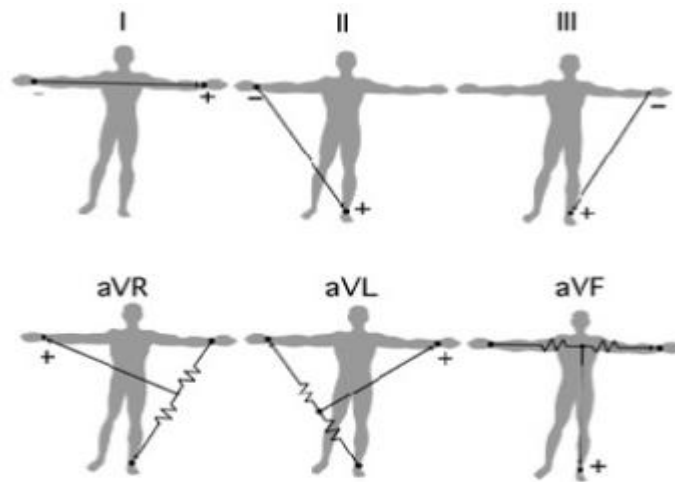


Figure 1.4 : Les dérivations bipolaires et les dérivations unipolaires des membres [11].

Il existe deux types de dérivations ; unipolaire et bipolaire. Les dérivations des membres (dérivation I, II et III) sont des dérivations bipolaires, car ils ont une borne positive et une borne négative. Les dérivations unipolaires ont également deux bornes, cependant, la borne négative est une borne composite, elle est appelée : terminal central de Wilson (WCT). WCT est composé à l'aide de la connexion entre les électrodes des membres RA, LA et LL dans un simple réseau résistif. Cela donne un potentiel moyen [8].

$$\text{WCT} = 1/3 (\text{RA} + \text{LA} + \text{LL}). \quad 1.2$$

Trois dérivations supplémentaires sont appelées les dérivations des membres augmentées, ces derniers utilisent WCT pour voir le cœur de différents angles, sans l'ajout des électrodes physiques sur le corps, voir Figure 1.4. Les trois dérivations sont :

aVR = La tension entre le bras droit et la borne centrale.

aVL = La tension entre le bras gauche et la borne centrale

aVF = La tension entre la jambe gauche et la borne centrale.

$$\text{aVR} = \text{RA} - 1/2 (\text{LA} + \text{LL}) = 3/2 (\text{RA} - \text{WCT}). \quad 1.3$$

$$\text{aVL} = \text{LA} - 1/2 (\text{RA} + \text{LL}) = 3/2 (\text{LA} - \text{WCT}). \quad 1.4$$

$$\text{aVF} = \text{LL} - 1/2 (\text{RA} + \text{LA}) = 3/2 (\text{LL} - \text{WCT}). \quad 1.5$$

Dérivations I, II, et III (bipolaires), et les dérivations des membres augmentées ; aVR, aVL et aVF (unipolaires), forment la base du système de référence hexaxial, qui est utilisé pour calculer l'axe électrique du cœur dans le plan frontal [10], voir figure ci-dessous.

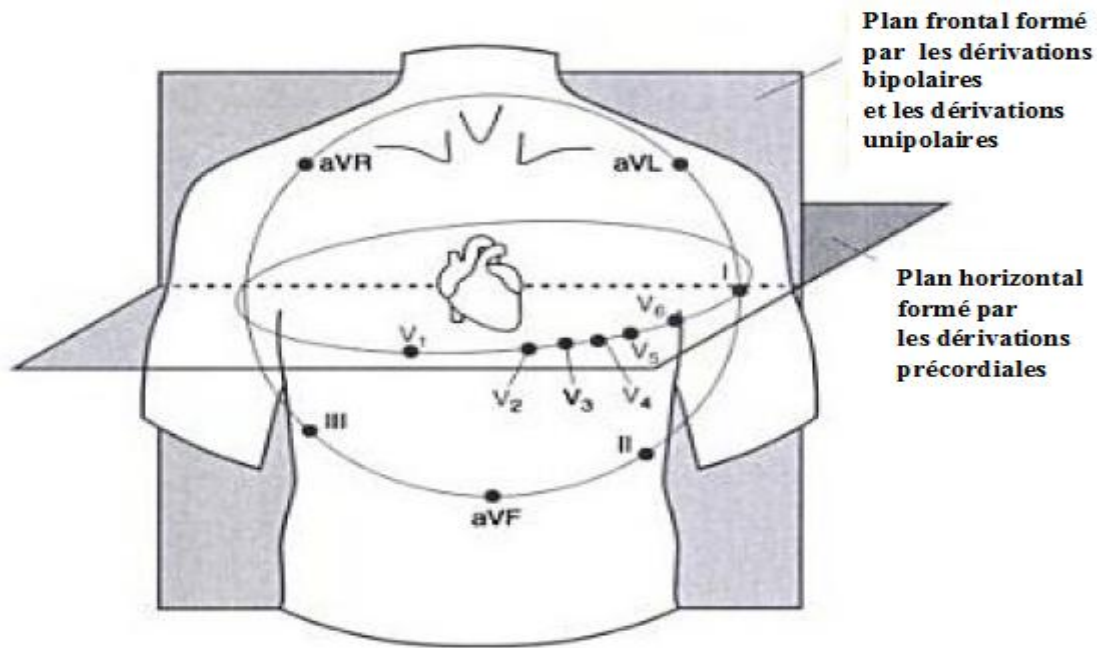


Figure 1.5 : Placement des électrodes des dérivations bipolaires, unipolaires et précordiales [10].

Pour mesurer les potentiels de l'axe électrique de cœur dans le plan horizontal, six électrodes peuvent être placées directement sur la poitrine, voir Figure 1.5. Ces six électrodes comme références positives et WCT comme référence négative composent les dérivations précordiales (V1, V2, V3, V4, V5 et V6). En raison de la proximité par rapport au cœur, les dérivations précordiales ne nécessitent pas d'augmentation [10]. Les dérivations des membres, les dérivations des membres augmentées et les dérivations précordiales forment ensemble le système de 12 dérivations. Qui est le plus couramment utilisé en clinique [2].

1.3.2 Aspect du signal d'ECG

Un tracé typique de l'ECG d'un cycle cardiaque normal contient une onde P, un complexe QRS, et une onde T comme on le voit sur la Figure 1.6 [12]. La petite onde de P indique la dépolarisation des oreillettes. La contraction des oreillettes commence environ 25 ms après le début de l'onde P [8].

L'onde P est suivie d'un retard causé principalement par le nœud AV. Le complexe QRS apparaît lorsque les ventricules se dépolarisent. L'amplitude du complexe QRS est plus grande que l'onde P, car le myocarde ventriculaire est beaucoup plus grand que celui des oreillettes. La dépolarisation ventriculaire arrive rapidement en

raison de la conduction rapide du potentiel d'action à travers les fibres de Purkinje. Le complexe QRS est un signal complexe, principalement parce que la dépolarisation se propage relativement par les voies complexes. La contraction ventriculaire survient peu de temps après l'onde R [8].

La plus petite onde T représente la repolarisation ventriculaire. La repolarisation auriculaire est simultanée avec la dépolarisation ventriculaire et ne figure pas dans le signal ECG, car elle est masquée par le complexe QRS. Après l'onde T une plus petite onde U est parfois apparente. Il est supposé que cette onde U est causée par la repolarisation des muscles papillaires du septum interventriculaire. Les ondes U ont, dans le cas général, une faible amplitude, et elles sont le plus souvent totalement absentes. La tension de la ligne de base de l'ECG est connue comme la ligne isoélectrique [8].

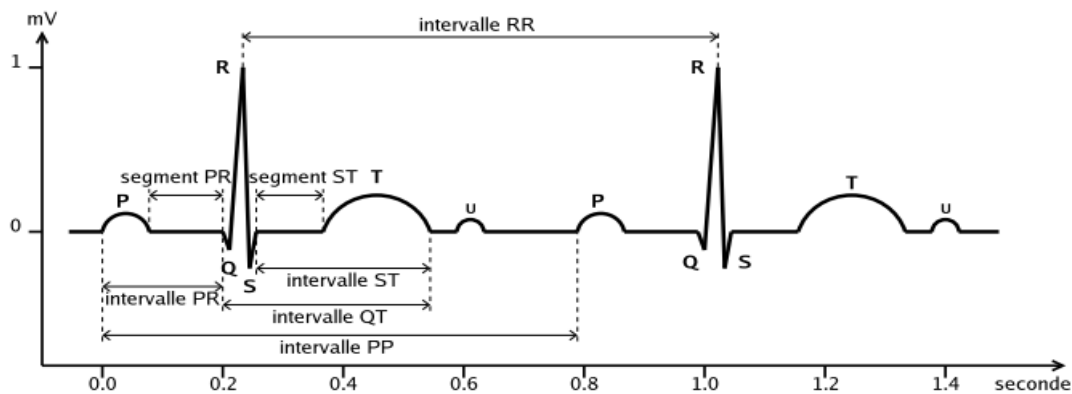


Figure 1.6 : Un échantillon d'un signal ECG normal d'un sujet sain. Les segments, les intervalles et les différentes ondes sont indiqués [12].

L'évaluation du signal ECG inclut à la fois la mesure des amplitudes, les variations de tension et la détermination des durées et les relations temporelles des différents composants. Les durées entre les ondes sont généralement représentées par des segments ou des intervalles. En général, les segments étendent à partir de la fin d'une onde au début d'une autre onde, alors que les intervalles comprennent toujours au moins une onde complète. Les intervalles et les segments couramment utilisés sont indiqués sur la Figure 1.6, et ils sont définis comme suit [12] :

Intervalle RR : Fréquence des battements cardiaques. L'intervalle RR correspond au délai entre deux dépolarisations des ventricules. C'est cet intervalle qui permet de calculer la fréquence cardiaque.

Intervalle PP : Période de polarisation des oreillettes. L'intervalle PP correspond au délai entre deux dépolarisations des oreillettes.

Segment PR : Pause du nœud AV. Le segment PR correspond au délai entre la fin de la dépolarisation des oreillettes et le début de celle des ventricules. C'est le temps pendant lequel l'onde de dépolarisation est bloquée au niveau du nœud AV.

Intervalle PR : Durée de conduction auriculo-ventriculaire. L'intervalle PR correspond au délai entre le début de la dépolarisation des oreillettes et celle des ventricules. C'est le temps de propagation de l'onde de dépolarisation jusqu'aux cellules myocardiques ventriculaires.

Intervalle QT : Durée de systole ventriculaire. Cet intervalle correspond au temps de systole ventriculaire, habituellement, mesurée à partir de l'excitation des ventricules jusqu'à la fin de leur relaxation.

Segment ST : Durée de stimulation complète des ventricules. Le segment ST correspond à la phase pendant laquelle les cellules ventriculaires sont toutes dépolarisées, le segment est alors isoélectrique.

1.4 Le système nerveux autonome et la balance sympatho-vagale

Le cerveau, par l'intermédiaire du système nerveux central, régule deux systèmes, le système volontaire (contrôle musculaire des membres, corps et tête) et le système involontaire ou le SNA. Le SNA régule les organes internes, y compris le cœur, le tube digestif, les poumons, la vessie et les vaisseaux sanguins pour assurer l'homéostasie (un rythme de base) et permettre une adaptation de l'organisme à tout changement de ce rythme de base. Le SNA assure aussi le fonctionnement optimal du système cardiovasculaire au cours de diverses activités, et d'autre part, la médiation de plusieurs manifestations de maladies cardiaques [13].

Le SNA est divisé en deux branches opposées, le système nerveux sympathique et le système nerveux parasympathique, qui exercent des effets opposés sur la plupart des organes. Le système nerveux parasympathique peut être considéré comme le mécanisme de repos et il provoque une diminution de rythme cardiaque et de la pression artérielle, et une augmentation de l'activité du système digestif. Le système nerveux sympathique est rapidement activé dans des situations stressantes, physiquement ou mentalement. Il provoque l'augmentation de rythme cardiaque, le débit cardiaque, les flux de sang vers les muscles, la dilatation de la pupille et une diminution de l'activité

du système digestif. L'interaction complexe entre les activités sympathiques et parasympathiques du SNA et l'effet global qu'ils ont sur l'autorégulation du système cardiovasculaire est connue sous le nom de la balance sympatho-vagale. Cette balance est responsable du réglage du rythme cardiaque.

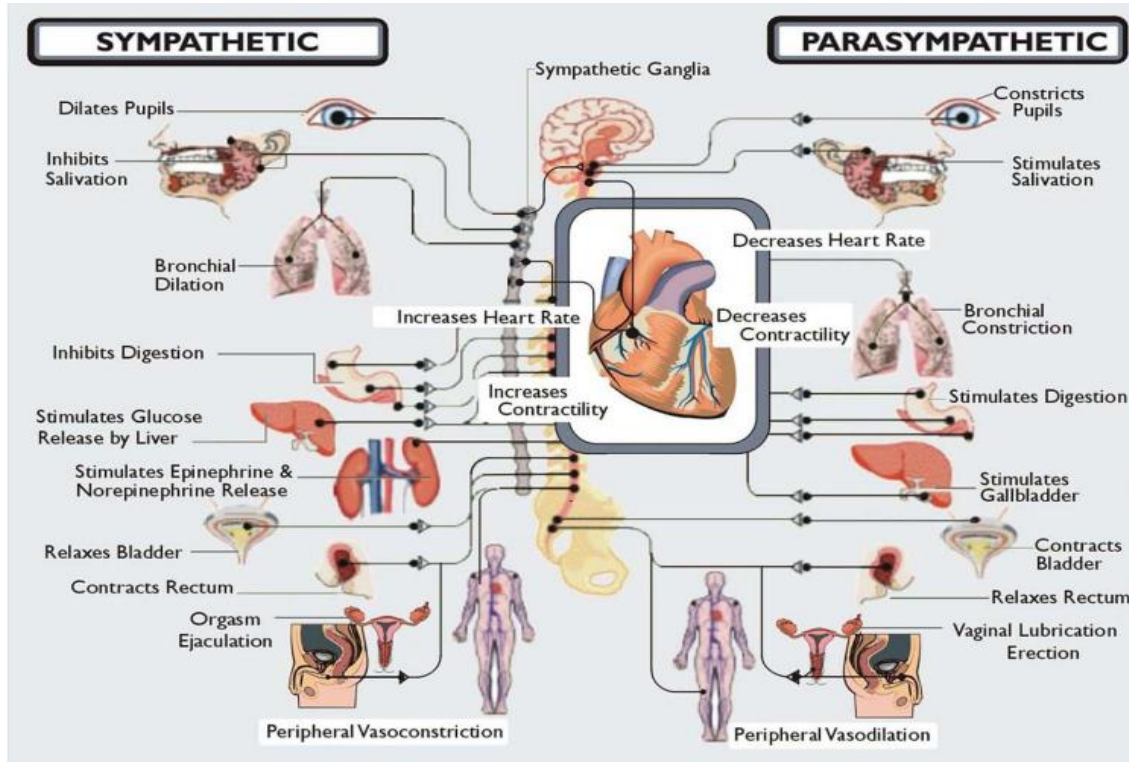


Figure 1.7 : Les aspects sympathique et parasympathique du SNA [14].

Dans le système sympathique, Figure 1.7 [14], les neurones de la moelle épinière innervent une série adjacente des ganglions. Les neurones de ces ganglions innervent aussi les organes internes. Dans le système parasympathique, les motoneurons du tronc cérébral innervent les ganglions trouvés dans les organes internes, ces derniers eux-mêmes à leur tour innervent l'organe dans lequel ils se trouvent. Les axones parasympathiques du tronc cérébral étendent vers les organes internes dans divers nerfs crâniens, en particulier le nerf vague (vague). Ce nerf, qui se propage sur une partie significative du revêtement intérieur de la paroi du poumon, est la voie dominante pour la stimulation parasympathique. Pour cette raison, l'action parasympathique est souvent appelée l'activité du nerf vague.

Les ganglions du système nerveux sympathique et parasympathique ne sont pas simplement des stations de relais, et leurs interactions synaptiques internes ne sont pas bien comprises. Toutefois, il est bien établi [15] que les neurones des ganglions

parasympathiques libèrent d'acétylcholine au niveau de leurs bornes alors que la norépinephrine (ou noradrénaline) est libérée à partir des bornes des ganglions sympathiques. La noradrénaline est donc actuellement utilisée comme la norme clinique pour mesurer le niveau de trafic du nerf sympathique au cœur humain.

Le nœud sinusal provoque un rythme cardiaque d'environ 100 à 120 bpm en absence de toute influence neurohumorale (nerveux et hormonal). Cependant, pour un cœur sain sans bloc de conduction, la VRC est une manifestation de deux effets (antagonistes) des nerfs parasympathiques et sympathiques, grâce à des changements dans les niveaux de l'acétylcholine et la noradrénaline, un être humain sain au repos est susceptible d'avoir un rythme cardiaque d'environ 70 à 80 bpm. Pendant le repos, les deux divisions du système nerveux autonome (sympathique et parasympathique) sont considérées comme des activités toniques avec la dominance de l'activité parasympathique (vagale) [16].

L'augmentation de l'activité sympathique est la méthode principale de l'organisme pour augmenter le rythme cardiaque au-dessus du niveau intrinsèque généré par le nœud sinusal au maximum possible (d'environ 110 à 200 bpm).

1.5 La relation entre le stress et le SNA

Le stress est défini comme «une menace réelle ou implicite à l'intégrité psychologique et physiologique» d'un individu [118,119]. Il se réfère à une combinaison d'un stimulus externe appelé un facteur de stress et la réponse émotionnelle et physique à ce stimulus [120]. Bien que les défis physiques puissent être des facteurs de stress, les facteurs psychologiques peuvent être encore plus puissants [119]. Par conséquent, la plupart des sources utilisent le terme de stress pour faire référence au stress psychologique et émotionnel [185]. Dans cette thèse, le terme «stress» sera défini comme «un état de contrainte ou de tension mentale ou émotionnelle résultant de circonstances défavorables ou exigeantes» tel que le dictionnaire Oxford décrit en ligne [121]. L'association américaine de la psychologie a identifié 3 formes de stress : aigu, aigu répété et chronique [122], et ce stress peut affecter les personnes immédiatement, on parle alors de stress aigu, ou de façon prolongée, il s'agit alors de stress chronique.

Le corps sain est capable de s'adapter en réponse à un stress aigu [123]. Cela est bénéfique dans de nombreuses situations. Toutefois, lorsque le stress est chronique, le corps perd sa capacité d'adaptation et les réponses physiologiques deviennent hors de proportion avec les facteurs de stress [123]. Le dommage ou la maladie se produit dans le stress chronique ou quand une réponse de stress aigu appropriée est en cours [123]. En plus des réponses spécifiques qui peuvent se produire en réponse à différents facteurs de stress, le stress se traduit également par une réponse non spécifique généralisée qui vise à préparer le corps pour le combat ou la fuite. Hans Selye a appelé ce mécanisme le syndrome général d'adaptation [124] et il l'a décrit comme ayant 3 étapes, y compris la réaction d'alarme générale, l'adaptation, et quand le stress est en cours l'épuisement [185].

Il existe des variations considérables dans la façon dont différentes personnes perçoivent et répondent à des situations potentiellement stressantes. Certaines personnes peuvent ressentir un incident particulier aussi stressant tandis que d'autres ne peuvent pas [185]. Les personnes peuvent aussi avoir différentes réponses physiologiques aux facteurs de stress. Ces différentes réponses sont influencées par la génétique, les expériences passées, de la société et les facteurs psychologiques comme l'anxiété [125]. Les symptômes courants du stress sont les symptômes de l'augmentation de l'activation sympathique [126, 185] qui seront décrits ci-dessous, ainsi que la détresse émotionnelle, y compris l'anxiété, la colère ou la frustration et de dépression [122].

1.5.1 Physiologie de la réponse au stress

Il existe 2 principaux systèmes qui génèrent la réponse au stress : la composante sympathique du SNA et l'axe hypothalamique pituitaire surrénal (axe HPS). La composante sympathique du SNA est le principal système activant le corps en réponse à des incidents stressants aigus [127,185]. Les informations concernant les facteurs de stress sont relayées par les afférentes sensorielles et visuelles du système nerveux périphérique au système nerveux central. L'activation du système nerveux sympathique provoque une augmentation de l'excitation, l'augmentation de la sécrétion de la sueur, la dilatation des pupilles, la dilatation des bronches, l'augmentation du taux et de la force de la contraction cardiaque, la constriction des vaisseaux sanguins et donc une augmentation de la pression artérielle, l'augmentation du catabolisme et la réorientation du flux sanguin vers les muscles, le cœur et le cerveau [126,185].

1.5.2 L'effet du stress sur la maladie

Le stress psychologique défavorable joue un rôle essentiel dans le développement des deux troubles psychologiques tels que la dépression [128-130] et l'humeur négative [131], et les troubles physiques. Les états pathologiques physiques associés à une augmentation du stress psychologique sont présentés dans le Tableau 1.1 ci-dessous [185].

Tableau 1.1 : Les états pathologiques physiques associés au stress psychologique augmenté [185].

Les états pathologiques	
Les maladies cardiovasculaires	L'hypertension [132, 133, 134].
	Maladie coronarienne [135, 136, 137].
	Athérosclérose accélérée [132].
	Mouvement ventriculaire anormal de la paroi chez les patients atteints de coronaropathie [138].
	Augmentation de la demande en oxygène du myocarde [139].
	La résistance vasculaire systémique augmentée [139].
	L'ischémie myocardique [140-144] et l'infarctus [144,148]
	Cardiomyopathie de stress [149,150]
	La fibrillation auriculaire [151]
	Tachyarythmie ventriculaire [152]
	La fibrillation ventriculaire [153,154]
Syndrome métabolique [132,159]	Hyperlipidémie [155] (effet de cortisol élevé)
	Dépôt de graisse abdominale [156] (effet de cortisol élevé)
	Risque de diabète [155] (effet de cortisol élevé)
Une maladie respiratoire chronique	L'asthme [158]
Maladies neurologiques	Maladies neurodégénératives [157]
Maladie endocrinienne	La suppression de l'hormone de croissance [126]
	Suppression des stéroïdes sexuels [126]

1.5.3 L'effet du stress sur la cognition et la performance

Alors qu'il est facile d'étudier l'effet du stress aigu sur la cognition chez les humains, mais d'un autre côté, ce n'est pas éthique d'induire un stress chronique. Ainsi, la plupart des études sur le stress chronique chez les humains ont évalué des groupes de personnes qui ont été exposées à des niveaux élevés de cortisol dans le temps. Des niveaux élevés de stress et de glucocorticoïdes ont un grand impact sur la mémoire ainsi que d'autres composantes de la cognition. Pour un examen complet de l'effet des glucocorticoïdes sur la cognition voir [160].

Il a été établi que le stress aigu et chronique ont une influence négative sur la fonction cognitive [161-163], avec des troubles de la mémoire [164,165], y compris la mémoire de travail [166]. En outre, les gens ont tendance à travailler plus lentement et faire plus d'erreurs [167] liées à l'activité du cerveau [168]. D'autres études n'ont montré aucune influence sur la mémoire [169, 170, 171]. Heureusement, l'altération de la mémoire causée par un stress aigu est de terme court et réversible [119, 185].

1.6 Conclusion

Ce chapitre fournit des informations et des notions de base de l'électrophysiologie du cœur. Après une introduction sur l'anatomie du cœur humain, nous avons décrit brièvement le système de conduction électrique, ainsi des différents aspects de l'ECG liés à son enregistrement. Pour mieux comprendre les chapitres suivants nous avons terminé ce chapitre par une description du SNA et le lien entre ce système et la balance sympatho-vagale, ainsi la relation profonde entre le stress et l'activité sympathique.

Chapitre 2

Analyse de la variabilité du rythme cardiaque

2.1 Introduction

La VRC est un signal bien étudié qui décrit la variation temporelle entre les battements consécutifs du rythme sinusal. L'analyse de ce signal est l'objectif principal de ce travail. Ce chapitre contient une brève discussion sur les origines des mesures de la VRC. Dans la section suivante, l'extraction des périodes des battements de cœur sera présentée et expliquée brièvement. La dérivation et le prétraitement de la série temporelle VRC sont également décrits. Enfin, les mesures standard utilisées pour évaluer la VRC dans les prochains chapitres seront résumées, avec la pertinence d'une telle analyse.

2.2 Origines des mesures de la variabilité du rythme cardiaque

La première observation documentée sur un rythme respiratoire de la tension artérielle et de pouls (Battement des artères produit par la projection de sang par le cœur) a été mesurée en utilisant un cheval. Il y a près de trois siècles, cette observation a été publiée par Hales (1733) [17, 18]. En 1847, Ludwig a pu observer l'accélération de pouls avec l'inspiration et la décélération avec l'exhalation chez un chien [18]. Plusieurs références à l'arythmie sinusale respiratoire ont été faites durant le début du 20e siècle, mais les intérêts de la recherche clinique dans ce domaine ont été ravivés au cours des années 1950 et 1960 par HON et Wolf [17]. Hon a traité la VRC comme un indice global de la souffrance fœtale [20, 21], et Wolf a concentré sur la contribution des facteurs du système nerveux central à la mort subite d'origine cardiaque [22]. Comme la VRC reflète la modulation autonome du cœur et les mécanismes sous-jacents de cette modulation, l'intérêt sur la VRC a été augmenté au cours des dernières décennies. L'un des principaux domaines de recherche a été l'association entre la VRC et la santé cardiaque. En effet, il est constaté qu'une haute VRC peut refléter une meilleure survie après un infarctus du myocarde selon Task Force [23] et de la longévité [24].

2.3 La variabilité du rythme cardiaque

La VRC décrit les variations entre les battements consécutifs, ce rythme cardiaque est contrôlé par le nœud sinusal, qui est modulé par les deux branches sympathique et parasympathique du SNA. L'activité sympathique tend à augmenter le rythme cardiaque ($RC\uparrow$) et sa réponse est lente (quelques secondes) [25]. L'activité du système parasympathique, d'autre part, tend à diminuer le rythme cardiaque ($RC\downarrow$) et sa réponse est plus rapide (0.2-0.6 secondes) [25].

La modulation continue de l'innervation sympathique et parasympathique se traduit dans les variations du rythme cardiaque. La composante périodique la plus remarquable de la VRC est l'arythmie sinusale respiratoire (ASR) qui est généralement comprise entre 0,15 et 0,4 Hz [25]. En plus de l'influence physiologique de la respiration sur la VRC, cette composante de haute fréquence (HF) est généralement considérée comme d'origine parasympathique. Une autre composante largement étudiée est la composante basse fréquence (LF), allant généralement de 0,04 à 0,15 Hz, y compris la composante dénommée au rythme de 10 seconds ou la vague Mayer [25]. Les rythmes dans la bande LF ont été considérés comme d'origine sympathique et parasympathique [25], bien que certains chercheurs aient suggéré d'être principalement d'origine sympathique [26]. Les fluctuations inférieures à 0,04 Hz, d'autre part, n'ont pas été étudiées autant que les hautes fréquences. Ces fréquences sont généralement divisées en très basse fréquence (VLF), comprise entre 0,003 et 0,04 Hz, et ultra basse fréquence (ULF), qui englobe l'intervalle de fréquence entre 0 et 0,003 Hz, mais dans le cas d'enregistrements à court terme, la bande ULF est généralement omise [23]. Ces rythmes de faible fréquence sont des caractéristiques de la VRC et ont été liés à, par exemple, des facteurs humoraux tels que les processus de thermorégulation et le système rénine-angiotensine [25].

Le terme VRC se réfère, en général, à des changements d'intervalles de battements de cœur. Le point de départ pour l'analyse de la VRC est l'enregistrement de l'ECG d'où la série chronologique VRC peut être extraite. Dans la formulation de la série de temps de la VRC, une question fondamentale est la détermination de la période de battement de cœur.

2.3.1 La période du rythme cardiaque et la détection du complexe QRS

L'objectif dans l'analyse de la VRC est d'examiner le rythme sinusal modulé par le SNA. Par conséquent, on devrait techniquement détecter les instants d'occurrence des potentiels d'action du nœud sinusal. Ceci est, cependant, pratiquement impossible et, par conséquent, les points de référence pour le battement de cœur sont généralement déterminés à partir de l'enregistrement de l'ECG. L'activité observable la plus proche dans l'ECG par rapport au nœud sinusal est l'onde P résultante de la dépolarisation auriculaire, voir Figure 1.3 [2] et, ainsi, la période de battement de cœur est généralement définie comme la différence de temps entre deux ondes P successives. Le rapport signal/bruit de l'onde P est cependant nettement inférieur à celle du complexe QRS qui est due principalement à une dépolarisation ventriculaire. Par conséquent, la période de battement de cœur est donc généralement évaluée

comme la différence de temps entre les complexes QRS qui sont détectables d'une façon facile.

Un détecteur du complexe QRS typique se compose d'une partie de prétraitement suivie par une règle de décision. Plusieurs différents détecteurs QRS ont été proposés dans les dernières décennies [28-32]. Pour une révision facile de ces méthodes, voir [33]. Le prétraitement de l'ECG comprend habituellement au moins un filtre passe-bande pour réduire le bruit des lignes électriques, la ligne de base, le bruit musculaire, et d'autres composants d'interférence. La bande passante peut être réglée à environ 5 à 30 Hz, qui couvre la majeure partie du contenu fréquentiel du complexe QRS [29]. En outre, le prétraitement peut comprendre la différenciation et/ou la mise au carré des échantillons. Après le prétraitement, les règles de décision sont appliquées pour déterminer si un complexe QRS est produit. La règle de décision comprend généralement un seuil d'amplitude qui est ajusté de façon adaptative en cours de détection. En outre, la période de battement cardiaque moyenne est souvent utilisée dans la décision. Le point de repère est généralement choisi pour être l'onde R et les instants de temps correspondants sont donnés comme la sortie du détecteur.

La précision de l'apparition de l'onde R est souvent nécessaire d'être 1 à 2 ms et, par conséquent, la fréquence d'échantillonnage de l'ECG doit être comprise entre 500 et 1000 Hz [23]. Si la fréquence d'échantillonnage de l'ECG est inférieure à 500 Hz, les erreurs des instants d'apparition de l'onde R peuvent provoquer une distorsion critique des résultats d'analyse de la VRC, en particulier aux estimations de spectre [34].

La distorsion du spectre est encore plus grande si la VRC est faible [35]. La précision de l'estimation peut être améliorée par l'interpolation du complexe QRS par exemple en utilisant une interpolation de spline cubique [36] ou une approche basée sur un modèle [37]. Il faut souligner que lorsque les impulsions de nœud sinusal présentent un intérêt, il y a une erreur d'estimation inévitable d'environ 3 ms en raison des fluctuations dans le temps de conduction du nœud AV [38].

2.3.2 Dérivation des séries chronologiques de la variabilité du rythme cardiaque

Après l'estimation des périodes d'occurrence des instants du complexe QRS, les séries temporelles de la VRC peuvent être dérivées. Les intervalles entre les battements ou les intervalles RR sont obtenus comme les différences entre les instants successifs d'apparition de

l'onde R, autrement dit, l'intervalle du $n^{\text{ème}}$ RR est obtenu comme la différence entre les temps d'apparition de l'onde R : $RR_n = t_n - t_{n-1}$. Dans un certain contexte, normale à normale (NN) peut également être utilisé pour faire référence à ces intervalles, indiquant strictement les intervalles entre les complexes QRS successifs résultant de la dépolarisation du nœud sinusal [23]. Dans la pratique, les intervalles NN et RR semblent être les mêmes et, ainsi, le terme RR est préféré ici.

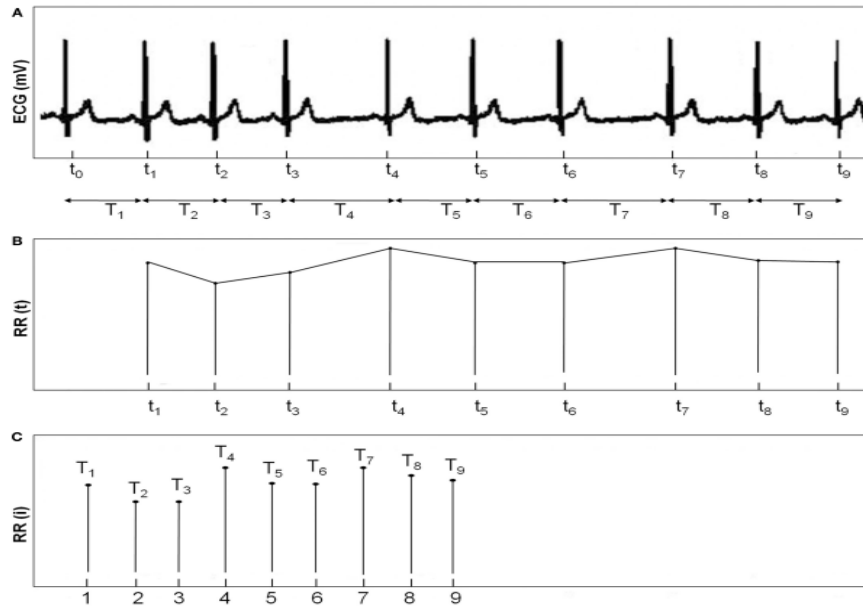


Figure 2.1 : (A) Signal de l'ECG avec une série des pics R, (B) la série des intervalles RR interpolée et (C) un tachygramme d'intervalles RR [39].

Les séries chronologiques construites à partir de tous les intervalles RR disponibles sont, de toute évidence, espacées de façon non équidistante, mais elles doivent être présentées comme une fonction du temps, soit en tant que valeurs (t_n, RR_n) . Ce fait doit être pris en compte avant l'analyse dans le domaine fréquentiel. En général, trois approches différentes ont été utilisées pour contourner ce problème [23]. L'approche la plus simple qui a été adoptée est de supposer un échantillonnage équidistant [40], et calculer le spectre directement à partir du tachygramme d'intervalle RR (intervalles RR en fonction du nombre de battements), voir la Figure 2.1 (B) [39]. Cette hypothèse peut, cependant, provoquer des distorsions dans le spectre [41]. Cette distorsion devient importante lorsque la variabilité est grande en comparaison avec le niveau moyen. En outre, le spectre ne peut pas être considéré comme une fonction de la fréquence, mais plutôt des cycles par battements [42]. Une autre approche commune, adoptée dans cette thèse, est d'utiliser des méthodes d'interpolation pour

convertir les séries de temps de l'intervalle RR non équidistantes échantillonnées (aussi appelée la fonction d'intervalle) à des séries équidistantes échantillonnées [23], voir la Figure 2.1 (C) [39]. Après l'interpolation, les méthodes d'estimations régulières du spectre peuvent être appliquées. La troisième approche, appelée le spectre des coups (spectrum of counts) considère une série d'impulsions (des fonctions delta positionnées à des moments d'occurrence de battement) [43]. Cette approche repose sur la modulation de fréquence d'impulsion intégrante (IPFM) qui vise à modéliser la modulation de neurones du nœud sinusal [38]. Selon ce modèle, le signal modulant est intégré jusqu'à ce qu'un niveau de référence soit obtenu après lequel une impulsion est émise et l'intégrateur est mis à zéro. Le spectre des séries d'événements peut être calculé, par exemple, d'abord par filtrage passe-bas des séries d'événements, puis en calculant le spectre du signal résultant [42].

2.3.3 Prétraitement des séries chronologiques de la variabilité du rythme cardiaque

N'importe quel artefact, dans les séries de temps d'intervalle RR, peut interférer l'analyse de ces signaux. Les artefacts dans les signaux de la VRC peuvent être divisés en artefacts techniques et physiologiques. Les artefacts techniques peuvent inclure des complexes QRS disparus ou une détection des complexes QRS supplémentaires et des erreurs de temps d'apparition de l'onde R. Ces artefacts peuvent être dus à des artefacts de mesure ou l'algorithme de calcul. Les artefacts physiologiques, d'autre part, comprennent des battements ectopiques et des événements arythmiques. Afin d'éviter l'interférence de ces artefacts, l'enregistrement de l'ECG et leurs séries d'événements correspondantes doivent toujours être vérifiés manuellement pour les artefacts et seulement les sections sans aucun artefact devraient être incluses dans l'analyse [23]. Par ailleurs, si la quantité de données sans aucun artefact est insuffisante, les méthodes d'interpolation appropriées peuvent être utilisées pour réduire ces artefacts [44, 45, 46].

D'autres caractéristiques communes qui peuvent modifier l'analyse significativement sont les tendances linéaires lentes ou tendances plus complexes au sein de la série de temps à analyser. Ces caractéristiques des signaux VRC de la non-stationnarité lente doivent être considérées avant l'analyse. Pour plus de détails sur les origines des non-stationnarités dans la VRC, voir [25]. Deux sortes de méthodes ont été utilisées pour contourner le problème de la non-stationnarité. Initialement, il a été suggéré que les données du signal VRC devraient être systématiquement testées pour les non-stationnarités et que seuls les segments stationnaires devraient être analysés [47]. Représentativité de ces segments, en comparaison avec

l'ensemble du signal VRC a été interrogée dans [48]. D'autres méthodes tentent de supprimer les tendances non stationnaires lentes à partir du signal VRC avant l'analyse. L'élimination de la tendance est généralement basée sur les modèles polynomiaux, de premier ordre [49, 50] ou d'ordre supérieur [51, 50].

2.4 Les méthodes d'analyse de la variabilité du rythme cardiaque

En 1996, un grand pas vers la normalisation de la nomenclature et les méthodes a été fait par Task Force of The European Society of Cardiology and The North American Society of Pacing and Electrophysiology. Ce groupe de travail était chargé de rédiger un guide avec les mesures standard, l'interprétation physiologique et l'applicabilité clinique de la VRC [23,52].

Dans cette section, les méthodes standard utilisées dans l'analyse de la VRC seront décrites. Toutes les méthodes sont dérivées de la série de temps de VRC (RR tachygramme), voir Figure 2.1, et elles sont divisées en trois catégories différentes (domaine temporel, domaine fréquentiel et les méthodes non linéaires) [27].

2.4.1 Méthodes d'analyse temporelle

Étant donné que les méthodes de domaine temporel sont appliquées directement sur la série de l'intervalle RR, ils sont les plus simples à calculer. Ces méthodes sont subdivisées en méthodes statistiques et géométriques [27]. Les mesures géométriques sont dérivées de l'histogramme de l'intervalle RR et elles sont relativement sensibles à la qualité de l'analyse de la série RR.

Cependant, alors que les méthodes de domaine temporel disponible peuvent être appliquées à des enregistrements courts et longs termes, les méthodes géométriques actuelles sont inappropriées pour évaluer les enregistrements à court terme.

2.4.1 a) Méthodes statistiques

- La valeur moyenne des intervalles RR (ms) et la moyenne du rythme cardiaque (bpm), définies par les équations 2.1 et 2.2, respectivement.

$$\overline{RR} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N RR_j \quad 2.1$$

$$\overline{HR} = \frac{60}{\overline{RR}} \quad 2.2$$

- **SDNN** (ms) : La déviation standard (l'écart type) des intervalles RR, qui reflète la variation globale (à la fois à court terme et à long terme) au sein de la série de l'intervalle RR. C'est la mesure la plus couramment utilisée pour évaluer la VRC. Le calcul exact de la SDNN nécessite l'exclusion des extrasystoles, des artefacts, et des données manquantes, car ces événements peuvent modifier significativement sa valeur. SDNN est définie dans l'équation 2.3, où RR_j représente la valeur du $j^{\text{ème}}$ RR intervalle et N signifie le nombre total d'intervalles successifs.

$$SDNN = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (RR_j - \overline{RR})^2} \quad 2.3$$

- **SDANN** (ms) : La déviation standard de la moyenne des intervalles RR des segments de 5 min sur toute la période d'enregistrement, qui est une estimation de la variation du rythme cardiaque due à des cycles plus longs de 5 min. SDANN est donnée par l'équation 2.4, où \overline{RR}_5 est la moyenne de toutes les moyennes des intervalles RR de 5 min, RR_{5j} représente la valeur de la moyenne du $j^{\text{ème}}$ RR intervalle de 5 min, et N est le nombre total d'intervalles RR successifs de 5 min.

$$SDANN = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (RR_{5j} - \overline{RR}_5)^2} \quad 2.4$$

- **Indice SDNN** (ms) : La moyenne de la déviation standard de l'intervalle RR sur des segments de 5 min, pendant toute la période d'enregistrement, qui mesure la variabilité due à des cycles plus courts de 5 min. Ce paramètre statistique est donné par l'équation 2.5, où $SDNN_{5j}$ est la déviation standard du $j^{\text{ème}}$ intervalle RR de 5 min, et N est le nombre total d'intervalles RR successifs de 5 min.

$$SDNN_{index} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N SDNN_{5j} \quad 2.5$$

- **SDDSD** (ms) : Déviation standard de la différence entre les intervalles RR successifs. SDDSD est défini dans l'équation 2.6, où : $\Delta RR_j = RR_{j+1} - RR_j$, $E \{\Delta RR_j^2\} = \overline{\Delta RR^2}$ et $E \{\Delta RR_j\} = \overline{\Delta RR}$.

$$SDDSD = \sqrt{E \{\Delta RR_j^2\} - E \{\Delta RR_j\}^2} \quad 2.6$$

- **RMSSD** (ms) : La moyenne quadratique des intervalles RR successifs. Dans les séries stationnaires $E \{\Delta RR_j\} = E \{RR_{j+1}\} - E \{RR_j\} = 0$ et SDSD égale RMSSD. RMSSD est donnée par l'équation 2.7.

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} (RR_{j+1} - RR_j)^2} \quad 2.7$$

- **NN50 (comptage) et pNN50 (%)** : Le nombre d'intervalles RR successifs différent de plus de 50 ms, et le pourcentage correspondant (Équation 2.8).

$$pNN50 = \frac{NN50}{N-1} \times 100 \% \quad 2.8$$

2.4.1 b) Méthodes géométriques

- **Index triangulaire de la variabilité du rythme cardiaque** : L'intégrale de la distribution de densité divisé par le maximum de la distribution de densité (Équation 2.9). Une représentation schématique d'un échantillon de la distribution de densité d'une série d'intervalles RR (D) peut être vue à la Figure 2.2 [23]. Où X et Y représentent respectivement, l'intervalle RR le plus fréquent et le maximum de la distribution de la densité de l'échantillon ($Y = D(X)$).

$$VRC_{index} = \frac{\int D(t)dt}{Y} \quad 2.9$$

Dans une échelle discrète, cette mesure peut être approchée par l'équation 2.10.

$$VRC_{index} = (\text{nombre total de tous les intervalles NN})/Y \quad 2.10$$

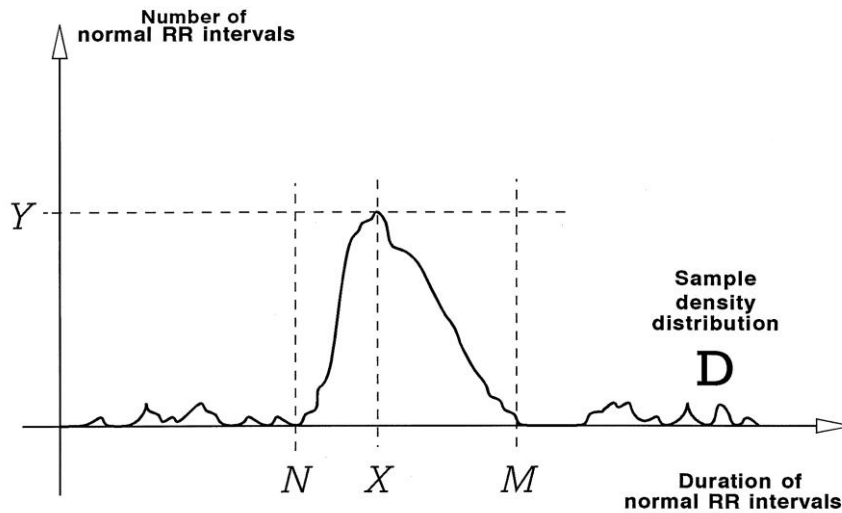


Figure 2.2 : Représentation schématique d'un échantillon de la distribution de densité d'une série d'intervalles RR [23].

- **TINN** (ms) : L'interpolation triangulaire de l'histogramme de l'intervalle NN, qui correspond à la largeur de la ligne de base de la distribution de densité mesurée par l'interpolation triangulaire. Afin de calculer TINN, il est nécessaire de sélectionner les valeurs N et M (voir Figure 2.2 [23]) et une fonction multilinéaire q tel que $q(t) = 0$ pour $t \leq N$ et $t \geq M$, et $q(X) = Y$, et de telle sorte que l'intégral présent dans l'équation 2.11 est le minimum parmi toutes les sélections de toutes les valeurs N et M . Ensuite, la mesure TINN, exprimée en ms, est donnée par l'équation 2.12.

$$\int_0^{+\infty} (D(t) - q(t))^2 dt \quad 2.11$$

$$TINN = M - N \quad 2.12$$

2.4.2 Méthodes de domaine fréquentiel

Les informations sur les estimations spectrales peuvent être obtenues en décomposant le spectre de la série temporelle d'intervalles RR en composantes de fréquence quantifiées ou en intégrant les signaux sur une bande de fréquence définie. La décomposition du spectre de puissance de la VRC reflète la VRC en fonction de la fréquence et décrit l'amplitude des composantes de fréquence. Diverses études ont montré que le signal de la VRC contient des rythmes spécifiques avec des informations physiologiques [53, 54, 55]. Le spectre de puissance du signal VRC contient trois bandes de fréquences principales qui sont bien distinguées les uns des autres et elles sont : très basse fréquence (VLF), basse fréquence (LF)

et haute fréquence (HF). Les définitions de ces composantes de fréquence sont résumées ci-dessous. Un spectre de la VRC à partir d'un sujet sain au repos est représenté sur la Figure 2.3 [23] qui illustre les composantes de fréquence principales des séries temporelles d'intervalles RR.

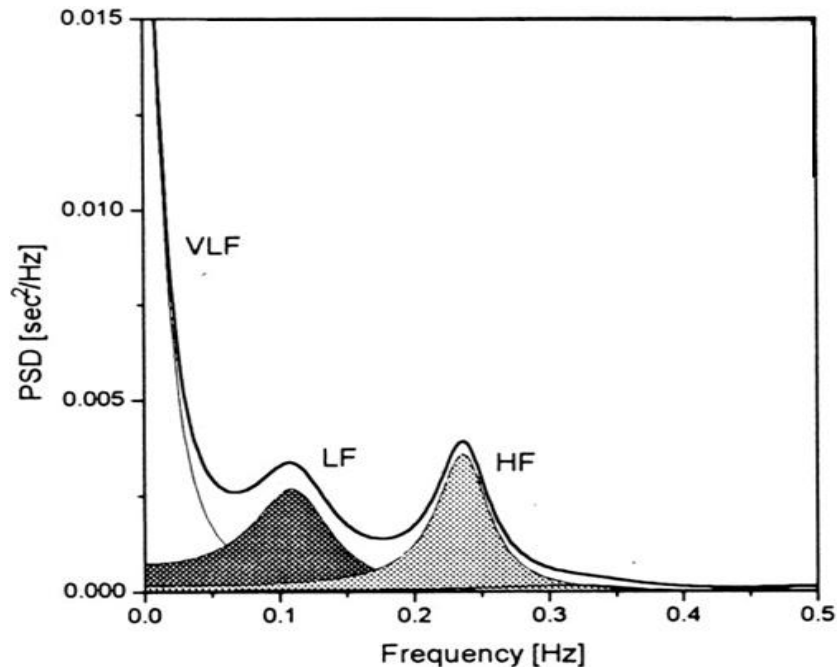


Figure 2.3 : Spectre de puissance de signal VRC à partir d'un sujet sain au repos [23].

Les rythmes d'une longue période du rythme cardiaque sont inclus dans la composante VLF, qui est située dans la gamme de fréquences de 0,0033 à 0,04 Hz [23]. L'origine de ces fluctuations de longues périodes des intervalles RR n'est pas comprise dans le détail, mais ils sont suggérés comme étant affectés par les systèmes de thermorégulation, le système rénine-angiotensine et peut-être d'autres facteurs humoraux. En outre, aussi quelques non-stationnarités ou des tendances de basse fréquence peuvent affecter le spectre de puissance du VRC comme une puissance accrue de VLF.

La composante LF entre les fréquences 0,04 Hz et 0,15 Hz est créée dans un rythme cardiaque qui est généralement observé autour de 0,1 Hz. Cette oscillation lente du rythme cardiaque a été suggérée comme étant causée par les mécanismes de régulation de la tension artérielle [58]. Cependant, l'interprétation physiologique des rythmes LF est controversée. Les contributions des deux systèmes parasympathique et sympathique sont impliquées dans les rythmes de LF. Une augmentation de la puissance de LF a été proposée comme étant un

marqueur de l'activation sympathique [58, 59]. En revanche, la régulation parasympathique a été rapportée ayant une influence sur la puissance de LF [60].

La composante HF du spectre de la VRC est généralement identifiée dans la gamme de fréquences comprise entre 0,15 Hz et 0,4 Hz, qui est liée à la fréquence respiratoire. La respiration liée au rythme HF est affectée par les changements de la pression intrathoracique et les changements mécaniques provoqués par la respiration. Cette activité qui est méditée par le nerf vague est considérée comme un marqueur de l'activation parasympathique [62, 63, 64]. La balance entre les activités sympathique et parasympathique est souvent mesurée par le rapport des composantes LF et HF (rapport LF/HF). Ce rapport a été suggéré pour être un marqueur de la balance sympatho-vagale [59, 64].

Outre les trois principales composantes de fréquence ci-dessus, la composante ultra basse fréquence (ULF) peut être déterminée. La composante ULF est située dans la gamme de fréquences $f < 0,0033$ Hz [58]. Le contexte physiologique de la composante ULF n'a pas encore été spécifié en détail, mais les principaux facteurs sous-jacents de l'ULF sont spéculés comme étant impliqués dans la variation de jour et de nuit, avec des événements rares tels que l'éveil et l'endormissement [65].

Les études de la VRC dans le domaine fréquentiel utilisent le calcul de la densité spectrale de puissance (DSP). Les méthodes utilisées pour obtenir la DSP du signal VRC peuvent être classées comme des méthodes non paramétriques ou paramétriques. Les méthodes non paramétriques sont généralement basées sur la transformation de Fourier et les méthodes paramétriques sont généralement basées sur la modélisation autorégressive (AR).

2.4.2 a) Comparaison entre l'analyse spectrale classique (Fourier) et paramétrique (AR)

Le rapport de Task Force [23] n'est pas clair concernant la méthode spectrale qu'il considère comme méthode plus applicable à l'analyse fréquentielle de la VRC. Ils recommandent d'utiliser à la fois des analyses paramétriques et non paramétriques lors de l'évaluation des mesures de la VRC dans le domaine fréquentiel. Alors que les méthodes non paramétriques ont l'avantage de la simplicité et de la rapidité algorithmique, les méthodes paramétriques produisent des composantes spectrales lisses qui peuvent être distinguées plus facilement, et si l'ordre du modèle est choisi correctement, il peut permettre une estimation précise de la DSP sur des fenêtres très courtes.

Cependant, Clayton et al. [66] ont récemment démontré que les méthodes basées sur la transformée de Fourier rapide (FFT) et les modèles AR peuvent fournir une mesure

comparable des mesures LF et HF sur des segments linéairement ré-échantillonnés de rythme cardiaque de 5 minutes, dans l'ensemble d'une population de patients avec une grande variété d'âges et de conditions. Comme la méthode non paramétrique est mathématiquement simple et les résultats obtenus sont très similaires aux résultats paramétriques [23, 68, 69]. Pour cette raison, ce type de méthodologie, non paramétrique, a été adopté dans cette thèse. Pour plus de détails sur ces méthodes, voir [70].

2.4.2 b) Autres méthodes d'analyses de la VRC dans le domaine fréquentiel

Le signal VRC peut être analysé par l'estimation d'un spectre d'ordre supérieur. Le spectre de puissance est basé sur les statistiques de second ordre des séries temporelles. D'un autre côté, le bispectre est obtenu avec la transformée de Fourier des statistiques du troisième ordre de la série temporelle. Le processus aléatoire blanc gaussien a un zéro bispectre qui peut être utilisée pour examiner l'écart de la gaussienne et identifier le processus en utilisant les informations sur le caractère de la phase du signal [71]. En outre, une estimation de bispectre permet de révéler des informations pertinentes sur les interactions non linéaires en détectant les harmoniques de phase quadratique couplés [72].

L'analyse spectrale de temps-fréquence (TF) permet de suivre des paramètres spectraux au cours du temps [73]. Contrairement à l'analyse spectrale ordinaire, où elle suppose que le signal est stationnaire, l'analyse du TF est effectuée sur des signaux non stationnaires. Diverses méthodes afin d'obtenir une analyse de TF sont actuellement disponibles, y compris la transformée de Fourier à court terme (STFT), la transformée en ondelettes continue (CWT) et la transformée de Wigner-Ville.

La méthode de STFT applique une fenêtre mobile et le signal de transformée de Fourier est calculé à l'intérieur de la fenêtre lors de son coulissement le long de l'axe des temps [74]. Cependant, la STFT a également ses inconvénients, tels que la limite de sa capacité de résolution temps-fréquence, ce qui est dû au principe d'incertitude. Les basses fréquences peuvent être difficilement représentées avec des fenêtres courtes, alors que les impulsions courtes ne peuvent pas être bien localisées dans le temps avec de longues fenêtres, ces limitations dans la résolution étaient l'une des raisons pour l'invention de la théorie des ondelettes. La CWT accomplit ce problème en utilisant une ondelette de référence connue sous le nom de l'ondelette mère. L'ondelette mère est la source pour les ondelettes filles, qui sont mises à l'échelle et elles sont des versions traduites de l'ondelette mère. Dans la méthode

de CWT, une forme d'onde peut être décomposée en une série de versions décalées et tendues de la fonction prototype (ondelette mère). Par définition, la CWT est un calcul de la FFT, la convolution de la séquence de données d'entrée avec un ensemble des ondelettes [75]. La distribution de Wigner-Ville ne rencontre pas de problèmes en raison du fenêtrage. Cette méthode peut être considérée comme une transformée de Fourier de la fonction d'auto corrélation d'un signal. Pour plus de détail sur les méthodes de TF, dans l'analyse de VRC voir [76].

2.4.3 Méthodes non linéaires

Considérant les systèmes de contrôle complexes du cœur, il est raisonnable de supposer que des mécanismes non linéaires sont impliqués dans la genèse de la VRC [27]. Les propriétés non linéaires de la VRC ont été analysées à l'aide de mesures telles que le diagramme de Poincaré [77, 78], l'entropie approximative et l'entropie des échantillons [79, 80], l'analyse de fluctuation détendancée [81, 82], la dimension de corrélation [83, 84], et le diagramme de récurrence [85, 86, 87]. Au cours des dernières années, le nombre d'études utilisant de telles méthodes a considérablement augmenté. L'inconvénient de ces méthodes est encore, cependant, la difficulté d'interprétation physiologique des résultats.

2.4.3 a) Le diagramme de Poincaré

Une méthode non linéaire couramment utilisée, qui est simple à interpréter est connue sous le nom de diagramme de Poincaré. C'est une représentation graphique de la corrélation entre les intervalles RR successifs, c'est-à-dire RR_{j+1} en fonction du RR_j comme indiqué à la Figure 2.4 [88]. La forme de diagramme est la caractéristique essentielle. Une approche commune pour paramétrer la forme est d'ajuster une ellipse au diagramme, comme indiqué dans la Figure 2.4 [88]. L'ellipse est orientée selon la ligne de l'identité ($RR_j = RR_{j+1}$) [77]. L'écart type des points perpendiculaires à la ligne d'identité (dénoté par SD1) décrit la variabilité à court terme qui est principalement causée par l'arythmie respiratoire sinusale. Le SD1 est lié à la mesure temporelle SDD selon [77].

$$SD1^2 = \frac{1}{2} SDD^2 \quad 2.13$$

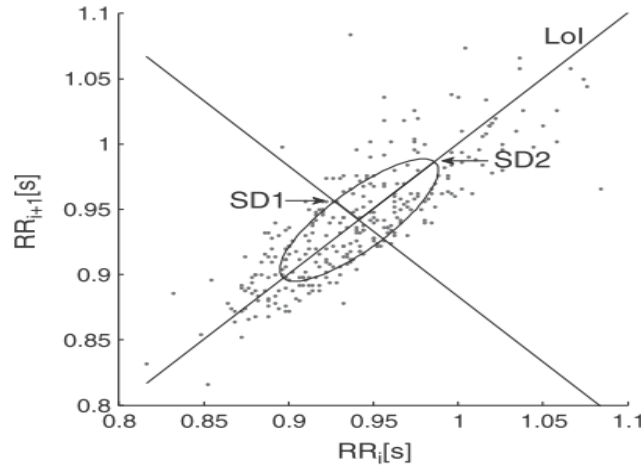


Figure 2.4 : Un diagramme standard de Poincaré d'un signal VRC [88].

L'écart type le long de la ligne de l'identité (dénoté par SD2), d'autre part, décrit la variabilité à long terme, et le SD2 est lié aussi aux mesures temporelles SDNN et SDDSD selon [77].

$$SD2^2 = 2 SDNN^2 - \frac{1}{2} SDDSD^2 \quad 2.14$$

Le diagramme standard de Poincaré peut être considéré comme étant de premier ordre. Le diagramme de deuxième ordre serait un diagramme en trois dimensions de valeurs $(RR_j, RR_{j+1}, RR_{j+2})$.

2.4.3 b) L'entropie approximative

L'entropie approximative (EnAp) mesure la complexité ou l'irrégularité du signal [89,79]. Les grandes valeurs d'EnAp indiquent une forte irrégularité tandis que les petites valeurs d'EnAp signifient une forte régularité du signal. L'EnAp est calculée comme suit, tout d'abord un ensemble de vecteurs u_j , de longueur m est formé :

$$u_j = (RR_j, RR_{j+1}, \dots, RR_{j+m-1}) \quad j = 1, 2, \dots, N - m + 1 \quad 2.15$$

Où m est appelée la dimension de plongement et N est le nombre d'intervalles RR mesurés. La distance entre ces vecteurs est définie comme la différence absolue maximale entre les éléments correspondants, c'est-à-dire :

$$d(u_j, u_k) = \max\{|RR_{j+n} - RR_{k+n}| \mid n = 0, \dots, m - 1\}. \quad 2.16$$

Ensuite, pour chaque u_j le nombre relatif de vecteurs u_k pour qui $d(u_j, u_k) \leq r$ est calculé. Cet indice est dénoté par $C_j^m(r)$ et il peut être écrit sous la forme :

$$C_j^m(r) = \frac{\text{nombre de } \{u_k | d(u_j, u_k) \leq r\}}{N-m+1} \quad \forall k. \quad 2.17$$

En raison de la normalisation, la valeur de $C_j^m(r)$ est toujours inférieur ou égal à 1. On note que cette valeur est, cependant, au moins égale à $1/(N - m + 1)$ puisque u_j est également inclus dans le comptage. Ensuite, on prend le logarithme naturel de chaque $C_j^m(r)$ et on calcule la moyenne sur j , on obtiendra :

$$\Phi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{j=1}^{N-m+1} \ln C_j^m(r) \quad 2.18$$

Enfin, l'entropie approximative est obtenue sous la forme :

$$ApEn(m, r, N) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r) \quad 2.19$$

Ainsi, la valeur de l'estimation de l'EnAp dépend de trois paramètres, la longueur m des vecteurs u_j , la valeur de la tolérance r et aussi la longueur N . Dans cette thèse, la valeur de m est choisie pour être $m = 2$ dans le calcul de l'entropie approximative. Lorsque la valeur N est augmentée, l'EnAp approche de sa valeur asymptotique. La tolérance r a un effet considérable sur l'EnAp et elle doit être sélectionnée en tant que fraction de l'écart type des données (SDNN). Cette sélection permet la comparaison des types de données différentes. Une sélection commune pour r est $r = 0.2SDNN$, qui est également utilisé dans cette thèse.

2.4.3 c) L'entropie des échantillons

L'entropie des échantillons (SampEn) est similaire à l'ApEn, mais il y a deux importantes différences dans son calcul [79, 90]. Pour l'EnAp, dans le calcul du nombre de vecteurs u_k pour lequel le $d(u_j, u_k) \leq r$, également le vecteur u_j est lui-même inclus. Cela garantit que $C_j^m(r)$ est toujours plus grand que 0 et le logarithme peut être appliquée, mais en même temps, il rend ApEn d'être biaisé. Dans l'entropie des échantillons, l'auto comparaison de u_j est éliminé en calculant $C_j^m(r)$ comme :

$$C_j^m(r) = \frac{\text{nombre de } \{u_k | d(u_j, u_k) \leq r\}}{N-m} \quad \forall k \neq j. \quad 2.20$$

Maintenant la valeur de $C_j^m(r)$ sera comprise entre 0 et 1. Ensuite, nous calculons la moyenne des valeurs de $C_j^m(r)$ pour obtenir :

$$C^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{j=1}^{N-m+1} C_j^m(r) \quad 2.21$$

et l'entropie des échantillons est obtenue sous la forme :

$$SampEn(m, r, N) = \ln \left(\frac{C^m(r)}{C^{m+1}(r)} \right) \quad 2.22$$

Les valeurs sélectionnées pour la dimension de plongement m et le paramètre de tolérance r dans cette thèse sont les mêmes que ceux pour le calcul de l'entropie approximative. SampEn a été conçu pour réduire le biais d'EnAp et elle a conclu une entente plus étroite avec la théorie des données [90].

2.4.3 d) L'analyse de fluctuation détendancée

L'analyse de fluctuation détendancée (DFA) mesure la corrélation dans le signal. La corrélation est extraite pour des échelles de temps différentes [81]. En premier lieu, l'intervalle de temps de la série RR est intégré :

$$y(k) = \sum_{j=1}^k (RR_j - \overline{RR}), \quad k = 1, \dots, N \quad 2.23$$

Où \overline{RR} est la moyenne de l'intervalle RR. Puis, la série intégrée est divisée en segments de même longueur n . Dans chaque segment, une ligne des moindres carrés est appliquée aux données. Soit $y_n(k)$ ces lignes de régression. Ensuite, les séries intégrées $y(k)$ sont détendancées en soustrayant la tendance locale dans chaque segment, et la fluctuation de la racine carrée de la moyenne de cette série de temps intégrée et détendancée est calculée par :

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y(k) - y_n(k))^2} \quad 2.24$$

Ce calcul est répété sur différentes longueurs de segment pour donner l'indice $F(n)$ en fonction de la longueur de segment n . Typiquement, $F(n)$ augmente avec la longueur du segment. Une relation linéaire sur un graphique double logarithmique indique la présence de l'échelle fractale et les fluctuations peuvent être caractérisées par l'échelle exposante α (la pente de la droite de régression reliant $\log F(n)$ à $\log n$).

Dans la DFA, les corrélations sont divisées en fluctuations de court ou long terme. Dans cette thèse, les fluctuations de court terme sont caractérisées par la pente α_1 obtenue à partir de graphique $(\log n, \log F(n))$ avec $4 \leq n \leq 16$. En conséquence, la pente α_2 obtenue à partir de la gamme $16 \leq n \leq 64$ caractérise les fluctuations de long terme, voir Figure 2.5 [91].

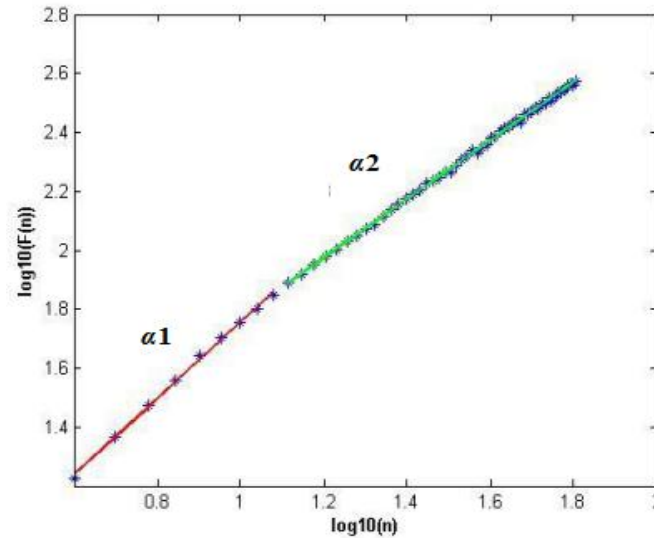


Figure 2.5 : Analyse de fluctuation détendancée d'un sujet sain [91].

2.4.3 e) La dimension de corrélation

Une autre méthode pour mesurer la complexité de la série temporelle est la dimension de corrélation qui a été proposée par Grassberger et al. [56]. La dimension de corrélation est prévue de donner des informations sur le nombre minimal de variables dynamiques nécessaires pour modéliser le système sous-jacent et elle peut être obtenue comme suit.

De la même façon que dans le calcul de l'entropie approximative et l'entropie des échantillons, un ensemble de vecteurs u_j , de longueur m est formé :

$$u_j = (RR_j, RR_{j+1}, \dots, RR_{j+m-1}) \quad j = 1, 2, \dots, N - m + 1 \quad 2.25$$

Et nous calculons le nombre de vecteurs u_k pour lequel $d(u_j, u_k) \leq r$:

$$C_j^m(r) = \frac{\text{nombre de } \{u_k | d(u_j, u_k) \leq r\}}{N - m + 1} \quad \forall k. \quad 2.26$$

Où la fonction de distance $d(u_j, u_k)$ est maintenant définie comme :

$$d(u_j, u_k) = \sqrt{\sum_{l=1}^m (u_j(l) - u_k(l))^2} \quad 2.27$$

Ensuite, une moyenne de terme C est prise.

$$C^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{j=1}^{N-m+1} C_j^m(r) \quad 2.28$$

Ce qu'on appelle la corrélation intégrale. La dimension de corrélation D_2 est définie comme la valeur limite :

$$D_2(m) = \lim_{r \rightarrow 0} \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{\log C^m(r)}{\log r} \quad 2.29$$

Dans la pratique, cette valeur limite est approchée par la pente de la courbe de régression $(\log r, \log C^m(r))$ [84]. La pente est calculée à partir de la partie linéaire de la courbe log-log, voir Figure 2.6 [57]. La pente des courbes de régression tend à saturer la valeur finie de D_2 , lorsque m est augmentée.

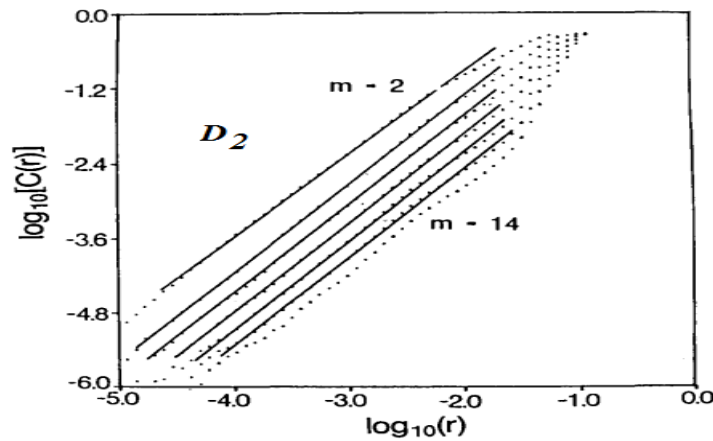


Figure 2.6 : Approximation de la dimension de corrélation D_2 [57].

Dans cette thèse, dans la dimension de corrélation, une valeur de $m = 10$ a été choisie pour la dimension de plongement.

2.4.3 f) Analyse de diagramme de récurrence

Encore, une autre approche pour l'analyse de la complexité de la série temporelle est l'analyse de diagramme de récurrence (DR). Dans cette approche, on calcule les vecteurs:

$$u_j = (RR_j, RR_{j+\tau}, \dots, RR_{j+(m-1)\tau}) \quad j = 1, 2, \dots, N - (m-1)\tau \quad 2.30$$

Où m et τ représentent respectivement, la dimension de plongement et le retard de plongement. Les vecteurs u_j représentent la série de temps de l'intervalle RR comme une trajectoire dans l'espace de dimension m . Un diagramme de récurrence est une $[N - (m - 1) \tau] \times [N - (m - 1) \tau]$ matrice symétrique des zéros et des uns. L'élément du $j^{\text{ème}}$ ligne et du $k^{\text{ème}}$ colonne de la matrice de DR, c'est-à-dire $DR(j, k)$, est égale à 1 si le point u_j sur la trajectoire est proche de point u_k :

$$DR(j, k) = \begin{cases} 1, & d(u_j - u_k) \leq r \\ 0, & \text{autrement} \end{cases} \quad 2.31$$

Où $d(u_j - u_k)$ est la distance euclidienne donnée en (2.27), et r est un seuil fixe. La structure de la matrice de DR montre généralement des segments de ligne courts des uns en parallèle à la diagonale principale. Les longueurs de ces lignes diagonales décrivent la durée dont les deux points sont proches entre eux. Un exemple d'un DR pour le signal VRC est présenté dans la Figure 2.7 [61]. Des méthodes pour quantifier les diagrammes de récurrence ont été proposées par Webber et al. [85]. Les méthodes incluses dans cette thèse sont introduites ci-dessous.

Dans cette thèse, les sélections suivantes ont été faites pour le calcul de diagramme de récurrence [67]. La dimension de plongement et le retard de plongement ont été sélectionnés pour les valeurs $m=10$ et $\tau=1$, respectivement. Le seuil de distance r a été choisi pour être $\sqrt{m} SD$ où SD est l'écart type de la série de temps RR.

- La première mesure quantitative de DR est le taux de récurrence (REC), qui est simplement le rapport des uns et des zéros dans la matrice de DR. Le nombre d'éléments dans la matrice de DR pour $\tau = 1$ est égal à $N-m+1$ et le taux de récurrence est simplement donnée par :

$$REC = \frac{1}{(N-m+1)^2} \sum_{j,k=1}^{N-m+1} DR(j, k) \quad 2.32$$

Le reste des mesures de DR prennent en considération les longueurs des lignes diagonales. Un seuil $l_{min} = 2$ est utilisé pour exclure les lignes diagonales formées par le mouvement tangentiel de la trajectoire. La longueur maximale d'une ligne est notée l_{max} et son inverse, la divergence :

$$DIV = \frac{1}{l_{max}} \quad 2.33$$

La longueur moyenne de la ligne diagonale, d'autre part, est obtenue sous forme :

$$l_{mean} = \frac{\sum_{l=l_{min}}^{l_{max}} l N_l}{\sum_{l=l_{min}}^{l_{max}} N_l} \quad 2.34$$

Où N_l est le nombre des lignes de longueur l . Le déterminisme de la série temporelle est mesuré par la variable :

$$DET = \frac{\sum_{l=l_{min}}^{l_{max}} l N_l}{\sum_{j,k=1}^{N-m+1} DR(j,k)} \quad 2.35$$

Enfin, l'entropie du Shannon concernant la distribution de la longueur de ligne est définie comme :

$$ShanEn = - \sum_{l=l_{min}}^{l_{max}} n_l \ln n_l \quad 2.36$$

Où n_l est le nombre de lignes de longueur l divisée par le nombre total de lignes, qui est :

$$n_l = \frac{N_l}{\sum_{l'=l_{min}}^{l_{max}} N_{l'}} \quad 2.37$$

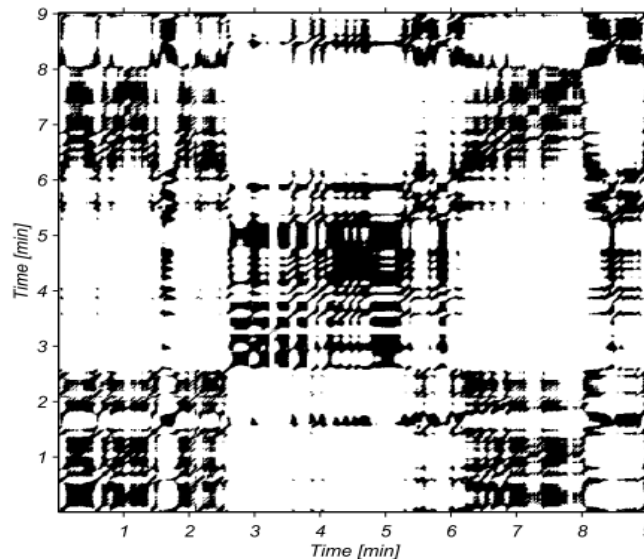


Figure 2.7 : Matrice de diagramme de récurrence de la série temporelle RR

(Noir=1 et blanc=0) [61].

2.5 Fusion entre le signal VRC et l'Électroencéphalogramme

2.5.1 Fusion des signaux biomédicaux

Tout signal d'une source biologique ou médicale pourrait être appelé un biosignal. Une grande variété de ces signaux est couramment rencontrée dans la clinique, le laboratoire de recherche, et parfois même à la maison. Il existe plusieurs modalités des biosignaux qui peuvent être utilisés comme entrées dans les études de la fusion des signaux. Certaines des principales modalités dans la pratique clinique comprennent les éléments suivants : l'électrocardiogramme (ECG) ; l'électroencéphalogramme (EEG) ; des signaux de parole ; l'électromyogramme (EMG) ; l'électrorétinogramme (ERG)...etc. Sur le plan clinique, les signaux biomédicaux sont principalement acquis pour la surveillance (détection ou estimation) des états pathologiques/physiologiques spécifiques à des fins de diagnostic et d'évaluation de la thérapie [193] [194]. Dans certains cas, de la recherche fondamentale, ils sont également utilisés pour le décodage et la modélisation éventuelle des systèmes biologiques spécifiques. En outre, la technologie actuelle permet l'acquisition de multiples canaux de ces signaux, d'où la fusion est devenue un aspect important du traitement de l'information, dans laquelle les informations qui doivent être fusionnées, les objectifs, les méthodes, et la terminologie peuvent varier considérablement, même s'il y a aussi de nombreuses analogies. Nous pouvons définir la fusion comme la combinaison des informations (mesures, images, signaux... etc.) provenant de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision [195].

Un exemple de fusion entre l'EEG et l'ECG a été présenté par Thomas et al. [196], ils ont introduit l'architecture de fusion de données pour la caractérisation des événements épileptiques par l'inclusion des fluctuations cardiaques.

2.5.2 Les niveaux de Fusion

La fusion des signaux est utile dans les situations où un paramètre ne peut pas être mesuré directement. Exemples où il est utile incluent : la télédétection, l'identification de cible et le diagnostic, notamment dans la médecine non invasive [198, 199, 200]. Il est un moyen d'améliorer les performances d'une reconnaissance de forme ou d'un système de mesure en intégrant les données de plusieurs capteurs.

Dans la littérature sur la fusion des signaux, la fusion est souvent décrite comme ayant lieu à l'un des trois différents niveaux de représentation [201] :

- Niveau des mesures : combine les mesures (non traité) de capteurs ;
- Niveau des caractéristiques : combine les caractéristiques extraites à partir des mesures de capteur différent ;
- Niveau de décision : combine les détections (ou les probabilités de détection) de différents capteurs.

Il existe de nombreuses méthodes qui ont été développées pour tous les niveaux de la fusion de mesures. Une revue complète peut être trouvée dans le chapitre 2 du [202]. Dans cette thèse et dans le chapitre 5, nous avons choisi le niveau des caractéristiques pour fusionner les données, du fait que nous trouvons qu'il y a un compromis raisonnable entre la simplicité et la perte des informations.

2.5.3 L'Électroencéphalogramme

L'EEG est un enregistrement visible de l'activité électrique amplifiée généré par les neurones dans le cerveau. Un EEG est un ensemble de signaux électriques représentatifs de l'activité électrique du cerveau, celle-ci est effectuée par l'intermédiaire d'électrodes placées au contact du cuir chevelu. L'EEG décrivant la fonction générale de l'activité du cerveau, Figure 2.8 montre un électroencéphalogramme. Les cellules nerveuses du cerveau appelées neurones envoient de petites impulsions électriques vers les cellules environnantes. Sa nature stochastique provient seulement de cela. Une électroencéphalographie est utilisée pour détecter ces impulsions à l'aide d'un amplificateur. Les traces d'EEG sont ensuite utilisées pour diagnostiquer les maladies et aussi pour analyser les symptômes.

Un avantage d'un test EEG est la grande quantité d'information qui peut être obtenue sans procédures invasives. Le suivi de l'EEG est considéré comme une méthode efficace pour le diagnostic de nombreuses maladies neurologiques, comme l'apnée, l'épilepsie, les tumeurs, les lésions vasculaires cérébrales, l'ischémie et les problèmes associés à un traumatisme. Il est également utilisé dans la salle d'opération afin de faciliter les anesthésiques et d'établir l'intégrité du système nerveux du patient anesthésié. Ceci est devenu possible grâce à l'apparition de petits analyseurs d'EEG sur ordinateur.

Chaque trace sur l'EEG représente l'activité d'une certaine région du cerveau. Le motif qui apparaît sur l'écran pendant l'enregistrement d'EEG peut changer dans des circonstances normales, non seulement lorsque la maladie est indiquée. La présence d'un spécialiste expérimenté est nécessaire pour déchiffrer les résultats à partir d'un EEG.



Figure 2.8 : Un électroencéphalogramme.

Les bandes de fréquences couramment calculées lors de l'analyse d'un EEG comprennent delta, thêta, alpha, bêta et gamma. Bien que les chercheurs utilisent différentes marges pour chaque bande de fréquences, la bande delta est généralement comprise entre 0 et 4 Hz [203], thêta entre 4 et 8 Hz [204, 205], alpha entre 7 et 14 Hz [204, 205], bêta entre 13 et 30 Hz [205], et gamma entre 30 et 70 Hz [206]. Ces bandes peuvent également être divisées en éléments plus petits.

2.5.4 Caractéristiques extraites à partir des signaux EEG et ECG

Le but de calculer les caractéristiques est de caractériser les données par des mesures dont les valeurs sont très similaires pour les objets de la même classe, et très différentes pour les objets dans une classe différente. En plus de fournir des informations discriminatoires, l'une des fonctions les plus importantes de l'extraction de caractéristiques est la réduction de la dimensionnalité des données. La fusion des caractéristiques extraites à partir de multiples biosignaux (ECG et EEG) peut être prévue pour donner de meilleurs taux de réussite pour la détection et la classification [8]. Comme nous sommes intéressés dans le chapitre 5 uniquement sur l'application de la fusion dans la détection des micro-éveils aux patients qui

souffrent d'apnée du sommeil, pour cette raison nous nous concentrons uniquement sur les caractéristiques extraites à ces applications.

a) Les caractéristiques basées sur le signal ECG

Les informations venant de la VRC prennent la première place parmi les recherches menées sur les signaux physiologiques de l'ECG. La VRC est liée à la nature et à la présence de l'apnée du sommeil. Une faible VRC peut indiquer un état de relaxation et une grande VRC peut indiquer un état de stress mental. Ce signal peut être utilisé pour obtenir des caractéristiques temporelles, fréquentielles et non linéaires comme il a été déjà présenté dans ce chapitre (voir Tableau 4.2 pour un résumé de ces caractéristiques). Dans la majorité des études, nous constatons que les DSPs à partir des signaux contenant le syndrome d'apnée du sommeil, ont des composants de basse fréquence (LF) plus intenses que celle des signaux normaux [216]. Après le traitement de l'apnée du sommeil, il est généralement considéré que la densité de basse fréquence a diminué et se converge vers les valeurs nominales des individus normaux.

b) Les caractéristiques basées sur l'Électroencéphalogramme

En général, la plupart des méthodes d'analyse du sommeil automatisé à l'aide de l'EEG sont constituées d'une approche d'extraction de caractéristiques, suivie d'une étape de classification. Les caractéristiques sont presque toujours basées sur des paramètres du domaine fréquentiel comme le modèle autorégressif, Fourier, analyse bispectrale, ou les approches en ondelettes, avec quelques caractéristiques d'amplitude. Puis le classificateur prend les caractéristiques et il les groupe à une ou plusieurs classes (comme un stade de sommeil, ou un événement comme une apnée). Les six caractéristiques qui seront extraites dans le 5^{ème} chapitre sont [212] :

1) L'amplitude moyenne :

L'amplitude moyenne correspond à la valeur moyenne absolue de la tension à chaque électrode pendant une époque. Il a été calculé comme étant la moyenne de l'échantillon de la valeur absolue du signal EEG ; par conséquent, l'amplitude moyenne du $i^{\text{ème}}$ canal est :

$$\bar{x}_i = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x_i(n)| \quad 2.38$$

Où $x_i(n)$ sont les données du $i^{\text{ème}}$ canal ($i=1, \dots, 64$) au moment de l'échantillon n , et à chaque époque la longueur égale à N échantillons.

2) L'amplitude maximale

L'amplitude maximale est la valeur absolue maximale de la tension à chaque électrode pendant une époque. Elle est calculée comme :

$$x_i^{MAX} = \max(|x_i(n)|), n=1, \dots, N \quad 2.39$$

3) La fréquence centroïde

La fréquence centroïde est le « centre de gravité » de la transformation de fréquence des données de chaque canal pendant une époque. Elle a été calculée comme la fréquence du premier pôle du modèle AR :

$$x_i(n) = \sum_{j=1}^p w_j \cdot x_i(n-j) \quad 2.40$$

Où $w_j, j=1, \dots, p$, sont les paramètres du modèle AR. Dans ce travail, un modèle de second ordre $p=2$ a été envisagé. Cette méthode de calcul de la fréquence centroïde est commune dans la séparation de différents stades du sommeil [214].

4) Le rapport des fuseaux « Spindles »

Les fuseaux sont des moments d'activité cérébrale intensive dans la bande de sigma (11,5 à 15 Hz) [212]. Le ratio des fuseaux est calculé comme le rapport de la puissance dans la bande de sigma par rapport à la puissance des autres bandes d'un EEG:

$$IS_i = \frac{\bar{P}_{i,sigma}}{\bar{P}_i - \bar{P}_{i,sigma}} \quad 2.41$$

Où, $\bar{P}_{i,sigma}$ est la puissance moyenne du $i^{\text{ème}}$ canal durant l'époque, on considère uniquement la puissance aux fréquences dans la bande de sigma.

5) L'index des ondes lentes alpha (ASI)

L'ASI est le rapport de la puissance dans la bande alpha (8-11 Hz) par rapport à la puissance dans bandes delta (0,5-3,5 Hz) et thêta (3,5 à 8 Hz) [212]:

$$ASI_i = \frac{\bar{P}_{i,alpha}}{\bar{P}_{i,delta} + \bar{P}_{i,theta}} \quad 2.42$$

Où, $\bar{P}_{i,alpha}$ est la puissance moyenne du $i^{\text{ème}}$ canal durant l'époque, nous considérons uniquement la puissance aux fréquences dans la bande alpha, et la même chose pour $\bar{P}_{i,delta}, \bar{P}_{i,theta}$.

6) L'index des ondes lentes Theta (TSI)

La TSI est le rapport de la puissance dans la bande thêta par rapport à la puissance des bandes alpha et delta [212]:

$$TSI_i = \frac{\bar{P}_{i,theta}}{\bar{P}_{i,delta} + \bar{P}_{i,alpha}} \quad 2.43$$

2.6 Conclusion

Comme nous avons abordé dans ce chapitre, la VRC permet de quantifier la modulation du système nerveux autonome sur le cœur par trois types d'analyse : l'analyse temporelle, spectrale et non linéaire. Dans la littérature, il y a eu une augmentation remarquable dans la recherche de la VRC. La simplicité relative de certaines mesures fournies par les méthodes linéaires et la normalisation des paramètres pour leur utilisation ont rendu ces méthodes très populaires. Également, la non-stationnarité du signal VRC est encore un problème à résoudre. Nous allons proposer une nouvelle méthode pour surmonter ce problème de la non-stationnarité dans le chapitre 3.

Du point de vue physiologique et médical, il y a encore un certain scepticisme sur l'utilisation de modèles mathématiques pour améliorer les scénarios médicaux. Mais en parallèle, la combinaison des deux types de méthodes, linéaire et non linéaire, représente une excellente option pour étudier la VRC.

La dernière section de ce chapitre a été consacrée autour de la fusion des signaux biomédicaux, dont le but est de comprendre le travail qui sera présenté. Dans les prochains chapitres, nous allons utiliser de nouveaux algorithmes visant à identifier les variations du rythme cardiaque qui pourrait détecter le stress au cours d'une tâche de conduite (chapitre 4) et l'éveil cérébral, ou micro-éveils, au cours du sommeil(chapitre 5).

Chapitre 3

Localisation et estimation de la durée des activités sympathique et parasympathique du SNA

3.1 Introduction

La VRC est un marqueur d'influences sympathique et parasympathique sur la modulation de rythme cardiaque [23], ce dernier peut être augmenté par l'action lente de l'activité sympathique ou diminuée par l'action rapide de l'activité parasympathique (vagale). Dans la littérature, l'analyse spectrale du tachygramme RR est généralement utilisée pour estimer l'effet de la modulation sympathique et parasympathique des intervalles RR. Les deux principales bandes de fréquences sont la bande LF (0,04-0,15 Hz) et la bande HF (0,15-0,4 Hz) [23]. Le tonus sympathique est censé influencer la composante LF tandis que les activités à la fois sympathiques et parasympathiques ont un effet sur la composante HF [92], avec la priorité de l'activité parasympathique. Pour localiser ces activités et estimer leur durée, la DSP ne peut pas être utilisée parce qu'elle ne peut indiquer que la domination globale d'une activité sur l'autre, et elle ne montre pas quand cette dominance se produit et combien de temps elle dure en raison de manque d'information dans le temps avec l'utilisation du DSP. Pour surmonter ce problème, les ondelettes ont été utilisées en raison de leur dépendance temps-fréquence (échelle) [93-96]. Cependant, malgré leur cohérence globale et leurs résultats intéressants, des difficultés dans leur mise en œuvre et le choix de l'ondelette adéquate peuvent entraver leurs performances. Pour trouver la durée et la localisation des deux activités de SNA, nous proposons donc, une méthode alternative simple et basée sur la segmentation du signal VRC en petits segments stationnaires modélisés par un bruit blanc gaussien [97].

3.2 La méthode proposée

Nous proposons une méthode pour calculer la durée des deux activités du SNA ; sympathique et parasympathique, il s'agit ainsi d'observer leur évolution instantanée dans le temps [98]. Le signal VRC est, naturellement, non stationnaire en raison de l'état non stable du comportement sympathique et parasympathique. Nous croyons qu'un état stable ou un comportement régulier du SNA est, en fait, un état stationnaire du signal VRC, et il est le résultat d'une domination d'une seule activité et pas une alternance des deux activités. Nous avons, par conséquent, segmenté le signal VRC en segments stationnaires, et désormais, chacun d'eux a été représenté par le bruit blanc gaussien dont la variance est aussi sa DSP, et à l'aide de cette DSP nous déciderons si un intervalle est sous l'influence de l'activité

sympathique ou parasympathique afin d'obtenir la durée estimée et la localisation des deux activités. La méthode proposée est décrite comme suit :

- 1) Segmenter chaque signal VRC à de petits intervalles stationnaires, en utilisant l'approximation de Gauss.
- 2) Calculer la moyenne et l'écart-type de chaque intervalle afin de les reconstruire par le modèle gaussien.
- 3) Choisir la longueur de l'intervalle adéquat à l'aide de l'erreur quadratique moyenne (MSE) entre le signal original et les signaux reconstruits en fonction de nombre des échantillons dans chaque intervalle.
- 4) Calculer la DSP de chaque intervalle en utilisant le Périodogramme de Welch.
- 5) Classification pour chaque intervalle s'il est influencé par l'activité sympathique ou parasympathique.
- 6) Calculer la durée estimée et la localisation des deux activités de SNA, sympathique et parasympathique.

3.3 Base de données utilisée

Les données analysées dans ce chapitre ont été obtenues à partir de Fantasia Data base qui se trouve dans le site de MIT-BIH arrhythmia database [99]. La collection utilisée se compose de 10 séries chronologiques de battement de cœur ; 5 sujets jeunes (Y) et 5 sujets âgés (O), tous les sujets sont rigoureusement sélectionnés en bonne santé. Tous les sujets sont restés dans un état de repos en rythme sinusal pendant 120 min en regardant le film Fantasia (Disney, 1940) pour aider à assurer une veille. Dans cette étude, nos analyses sont basées uniquement sur l'intervalle RR, l'ECG en continu a été numérisé à 250 Hz. Chaque pulsation a été annotée en utilisant un algorithme de détection d'arythmie automatisé. La série temporelle VRC pour chaque sujet a été ensuite calculée. Les caractéristiques de chaque objet sont indiquées dans le Tableau 3.1.

Tableau 3.1: Les caractéristiques de chaque sujet.

	Y 1	Y 2	Y 3	Y 4	Y 5	O 1	O 2	O 3	O 4	O 5
L'âge	23	28	34	31	23	77	73	73	81	76
Genre	F	F	M	M	M	F	F	M	M	M

3.4 Résultats et discussions

3.4.1 Application de l'approximation de Gauss au signal VRC

3.4.1 a) Processus aléatoire

Un processus aléatoire est défini comme un nombre infini de courbes du même événement répéter autant de fois afin de mieux s'assurer des résultats. Un processus aléatoire est dit stationnaire du second ordre au sens large (SSL) s'il vérifie les conditions suivantes [100] :

- La moyenne $\mathbb{E}\{X(n)\} = m_x = cte$, indépendante du temps n ;
- $\mathbb{E}\{|X(n)|^2\} < +\infty$;
- L'auto-covariance ou auto-corrélation ne dépend que de l'intervalle ($n = k - l$) du temps séparant les deux variables aléatoires $X(k)$ et $X(l)$;

L'auto-corrélation peut être utilisée pour comparer deux signaux ou deux échantillons d'un même processus. Sa valeur indique combien les deux signaux sont corrélés. Pour le processus aléatoire, la fonction d'auto-corrélation de k et l , est définie par :

$$\rho_{xx}(k, l) = \frac{\mathbb{E}\{X_c(k).X_c^*(l)\}}{\sqrt{\mathbb{E}\{|X_c(k)|^2\}.\mathbb{E}\{|X_c(l)|^2\}}} \quad 3.1$$

Où $X_c = X(n) - \mathbb{E}\{X(n)\}$ est le processus centré, et $X_c^*(n)$ son complexe conjugué.

Si les éléments de la même diagonale parallèle à la diagonale principale de la matrice d'auto-corrélation sont différents ($n=k-l \neq Cte$), le processus est non stationnaire.

L'objectif est de montrer qu'un processus non stationnaire peut être considéré géométriquement, comme une surface évoluant dans l'espace de temps ou, éventuellement, un autre espace différent avec une courbure variable. Cela nous permet d'utiliser des notions

simples de l'espace tangent euclidien sur n'importe quelle région locale d'un espace courbé en considérant toute très petite région comme une région plate [101, 102, 103]. De même, en conséquence, tout petit intervalle de processus non stationnaire peut être considéré comme stationnaire et même ergodique.

La Figure 3.1 [97] ci-dessous, montre un exemple d'un processus gaussien discret non stationnaire $X(n, s)$, où n représente le temps et s désigne une épreuve '*', '+', '.' ou 'o' de l'expérience effectuée dans le temps. Cette figure montre qu'à chaque instant est associée une variable aléatoire avec quatre valeurs possibles '*', '+', '.' et 'o' appartenant à quatre différentes trajectoires (épreuves) s de la même expérience. Un processus peut être, donc, défini comme l'ensemble des valeurs possibles de ces variables aléatoires observées. Dans cette figure, nous pouvons voir un exemple d'un processus d'une distribution différente dans les deux intervalles $[0, 20]$ et $[20, 40]$, d'où l'auto-corrélation n'est pas constante pour les intervalles de mêmes longueurs.

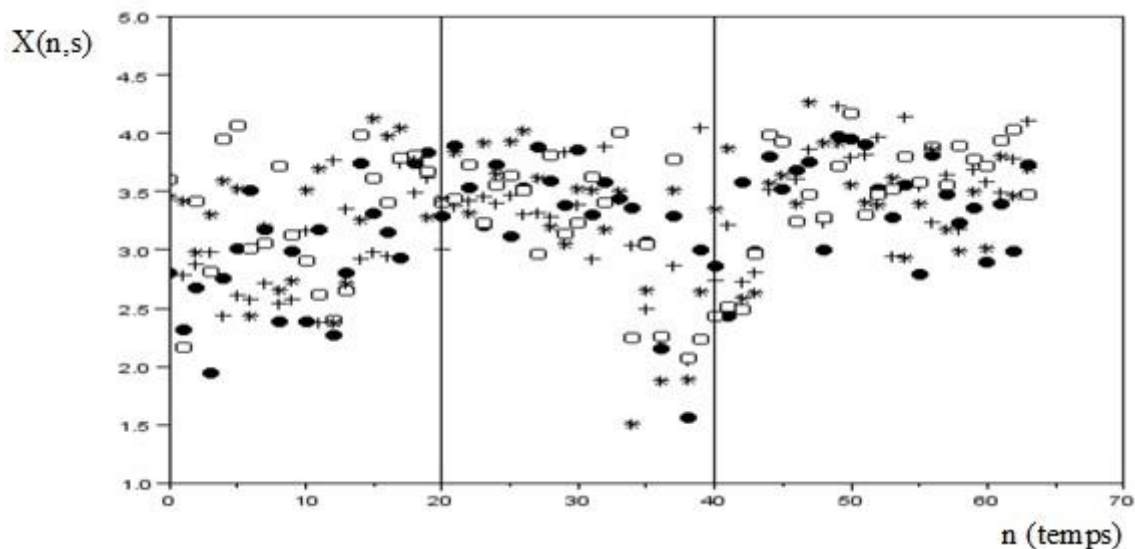


Figure 3.1 : Processus aléatoire non stationnaire, l'intervalle $[20, 40]$ est très grand pour être considéré comme stationnaire [97].

Toutefois, si nous nous concentrons dans le même processus sur un petit segment tel que $[20, 25]$ et $[45, 50]$ de la Figure 3.2, nous pouvons apercevoir qu'il n'y a pas une grande variation entre les courbes et donc l'auto-corrélation peut être considérée, approximativement, comme une constante pour les mêmes petits intervalles. Donc, il est possible de découper le processus en plusieurs petits segments stationnaires. De plus, les plus petits de ces segments

sont les plus ergodiques et stationnaires, car leur valeur moyenne calculée verticalement peut être obtenue horizontalement sur n'importe quelle courbe de ces segments [19]. Cette valeur moyenne qui peut être calculée par l'espérance mathématique est donc presque constante $E[X_i] = cte = m_x$. Par ailleurs, les échantillons du processus ergodique sont considérés comme étant statistiquement indépendants, comme ceux d'un signal VRC, les petits segments de ce signal se comportent comme un bruit blanc et peuvent donc être décrits par la relation d'auto-corrélation suivante:

$$\phi_w(0) = \sigma_w^2 + |m_w|^2$$

3.2

D'où σ^2 est une constante, elle représente la variance ou la DSP du processus, δ_{ij} est l'échantillon ou l'impulsion unité.

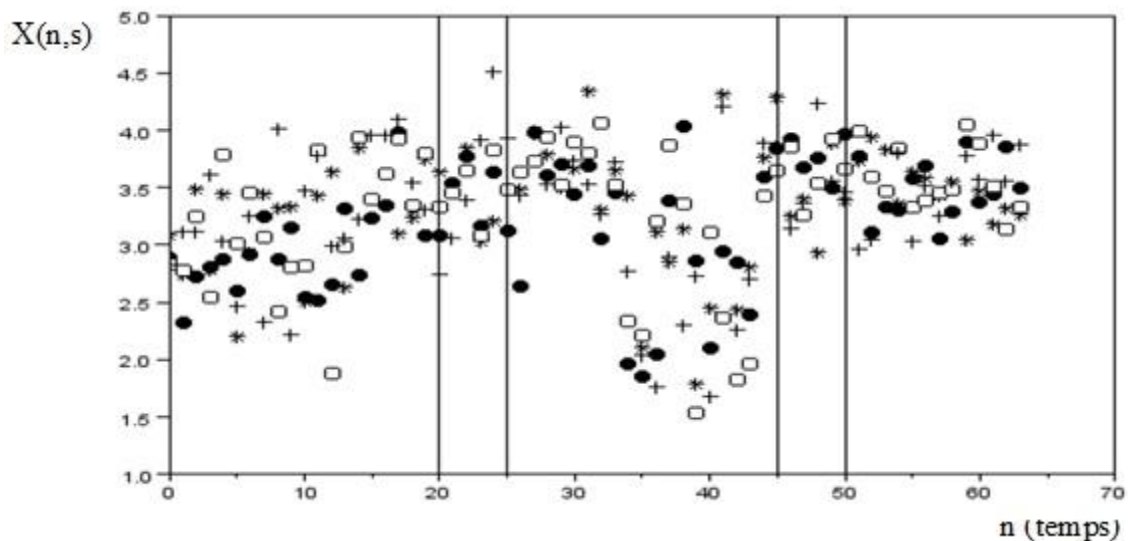


Figure 3.2 : Processus aléatoire non stationnaire, les deux intervalles [20, 25] et [45, 50] sont suffisamment petits pour être considérés comme stationnaires [97].

3.4.1 b) Modélisation du signal VRC

La moyenne d'échantillon de taille n provenant d'un groupe d'observations est une estimation de la moyenne de la population, et ça nous donnera une idée approximative de cette moyenne. Seulement si nous prélevons un autre échantillon de même taille, nous obtiendrons une autre moyenne d'échantillon. Sur l'ensemble des échantillons possibles, nous

remarquerons que certains ont une moyenne proche de la moyenne de la population et que d'autres ont une moyenne qui s'en écarte davantage [104].

Un échantillon de taille n , obtenu par un échantillonnage aléatoire, va être considéré comme le résultat d'une expérience aléatoire. À chaque échantillon de taille n , nous pouvons associer la valeur moyenne des éléments de l'échantillon. Nous avons donc défini une variable aléatoire, qui à chaque n échantillon associe sa moyenne échantillonnale. Chaque variable aléatoire possède bien entendu :

- Une distribution de probabilité.
- Une valeur moyenne.
- Un écart-type.

Le signal VRC possède, bien souvent, une distribution non stationnaire (la distribution des intervalles RR est considérée comme une distribution indépendante statistiquement), donc le signal VRC est considéré comme une réalisation d'un processus aléatoire non stationnaire. Afin d'obtenir le modèle mathématique de signal VRC, voir Figure 3.3, nous avons segmenté chaque signal VRC en petits intervalles stationnaires. Pour représenter chacun de ces intervalles par le bruit blanc gaussien [105-109], nous avons calculé les paramètres de signal VRC qui sont la moyenne et l'écart-type de chaque intervalle. Ensuite, nous avons approximé chaque intervalle selon une loi normale [104].

Le résultat pour chaque intervalle est obtenu en utilisant les expressions suivantes, respectivement :

$$\hat{m}_i = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L x_i(k) \quad 3.3$$

$$\hat{\sigma}_i = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{k=1}^L (x_i(k) - \hat{m}_i)^2} \quad 3.4$$

Où $x_i(1), \dots, x_i(L)$ sont les valeurs de la $i^{\text{ième}}$ ($i = 1, 2, \dots, N$) intervalle du signal VRC, L est la longueur de chaque intervalle.

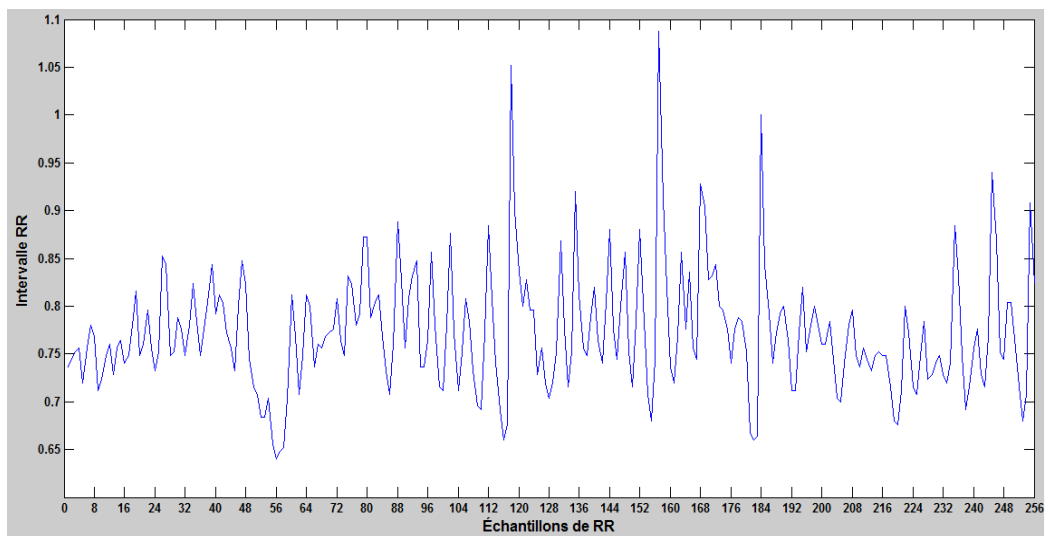


Figure 3.3 : Un exemple d'un signal VRC de 256 échantillons.

Le choix du nombre d'intervalles dépend de la qualité de signal reconstruit, car plus l'intervalle est petit, plus nous obtiendrons une bonne représentation de signal original. Nous pouvons voir sur la Figure 3.4 [98], que l'intervalle [8 72] est non stationnaire, car il est très long (64 échantillons). Toutefois, si nous nous concentrons sur un petit intervalle du même signal, dans ce cas la courbure ne varie pas et, par conséquent, elle pourrait être considérée approximativement constante [97]. Cela est particulièrement illustré à la Figure 3.5 [98], par le petit intervalle [8 24] (16 échantillons).

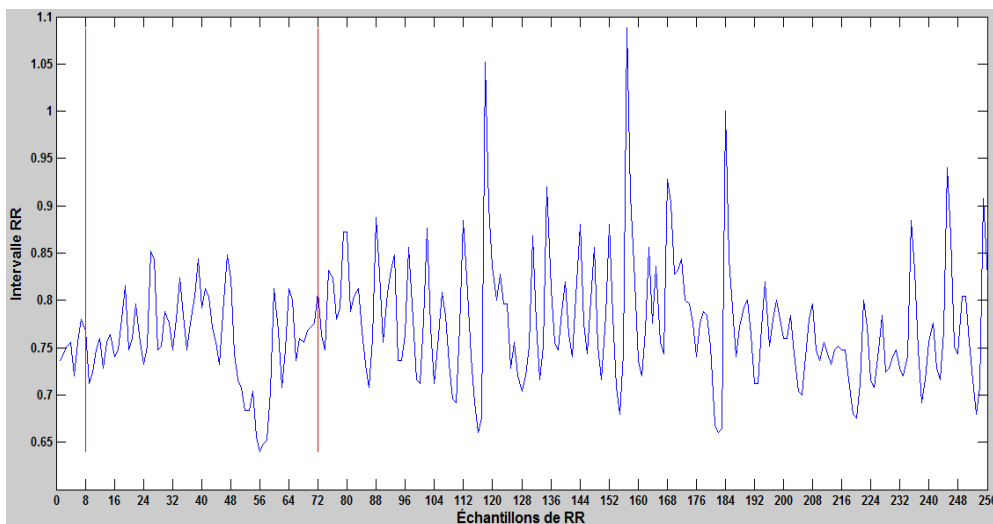


Figure 3.4 : Signal VRC non stationnaire, l'intervalle [8, 72] est très grand, donc non stationnaire [98].

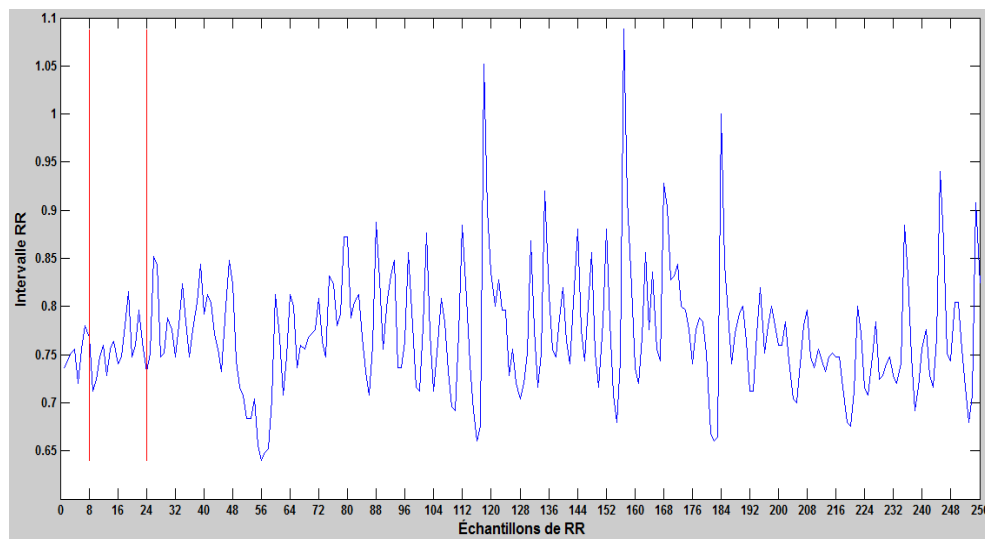


Figure 3.5 : Signal VRC non stationnaire, l'intervalle [8, 24] est suffisant pour être considéré comme stationnaire [98].

Nous discuterons dans la section suivante le choix de la longueur d'intervalle afin d'obtenir une reconstruction optimale du signal VRC.

3.4.1 c) Reconstruction du signal VRC par un bruit blanc gaussien stationnaire

Chaque intervalle de signal VRC possède une moyenne \hat{m}_i et un écart-type $\hat{\sigma}_i$ peut être décrit par un modèle mathématique. Nous utilisons le modèle de bruit blanc gaussien pour représenter les petits intervalles de chaque signal VRC. Ce bruit gaussien stationnaire est considéré comme un cas particulier du processus aléatoire. Pour reconstruire ces intervalles par une réalisation gaussienne, on utilise l'expression suivante [104] :

$$INERVALLE_{gaussien} = \hat{\sigma}_i \cdot Randn(1, L) + \hat{m}_i \quad 3.5$$

D'après l'équation 3.5, chaque intervalle est considéré gaussien ou approximativement gaussien. Car, plus l'intervalle est grand, plus nous obtiendrons une bonne représentation du modèle. Cependant, la qualité de signal reconstruit ne reste pas la même. Pour cela, nous avons divisé chaque signal à de petits intervalles stationnaire.

Le nombre de ces intervalles et le modèle adéquat dépend de la façon dont la version reconstruite est proche du signal VRC original. Nous pouvons observer dans chacune des Figures 3.6, 3.7, 3.8, 3.9 suivantes [98], le signal VRC original et sa version reconstruite pour quatre longueurs différentes des échantillons pour chaque intervalle ($N_s=128,64, 32,16$).

Afin de voir la qualité de cette approximation gaussienne, nous présentons les figures correspondantes à notre approche seulement pour deux jeunes et deux vieux, vu que pour les autres sujets nous obtiendrons presque les mêmes graphes.

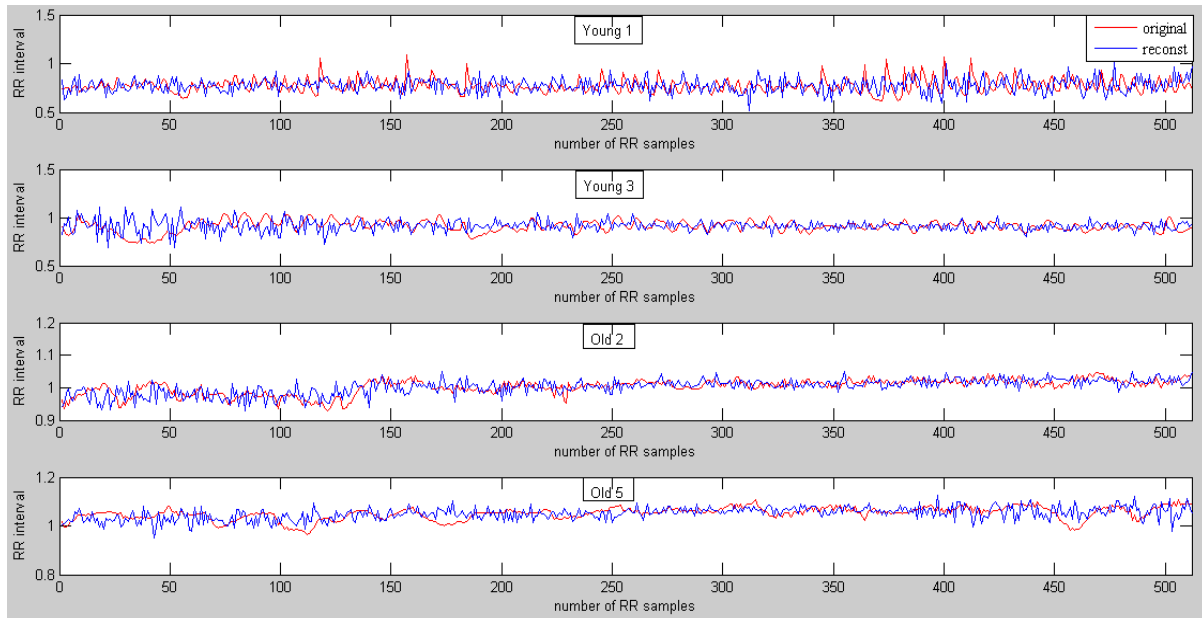


Figure 3.6 : Signal VRC avec leur signal reconstruit, pour un nombre d'échantillons dans chaque intervalle $N_s = 128$ [98].

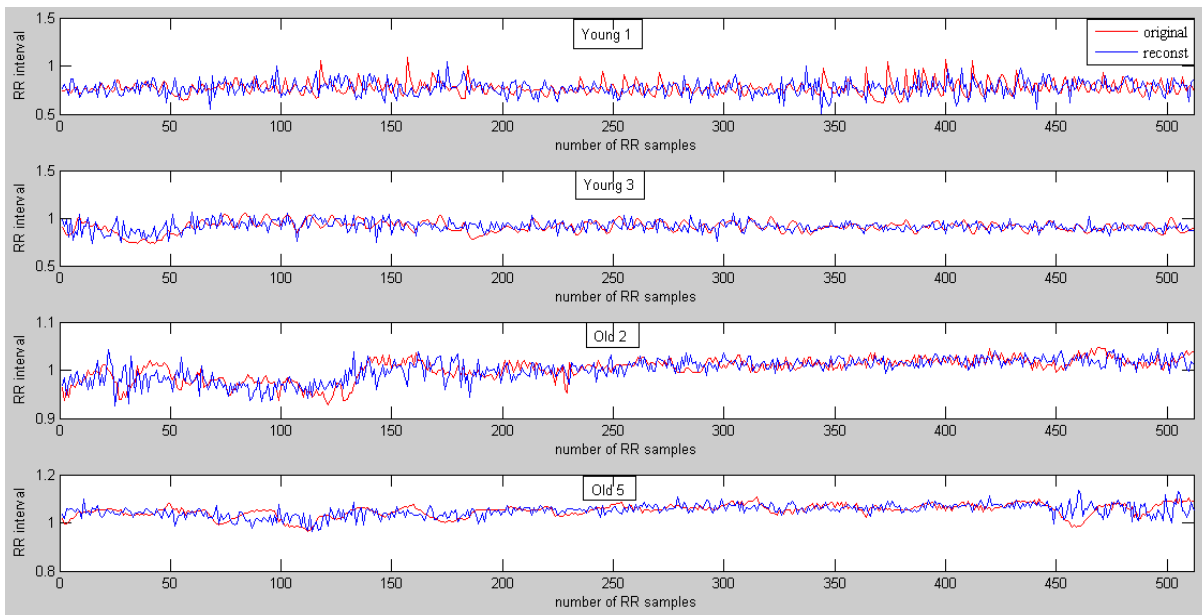


Figure 3.7 : Signal VRC avec leur signal reconstruit, pour un nombre d'échantillons dans chaque intervalle $N_s = 64$ [98].

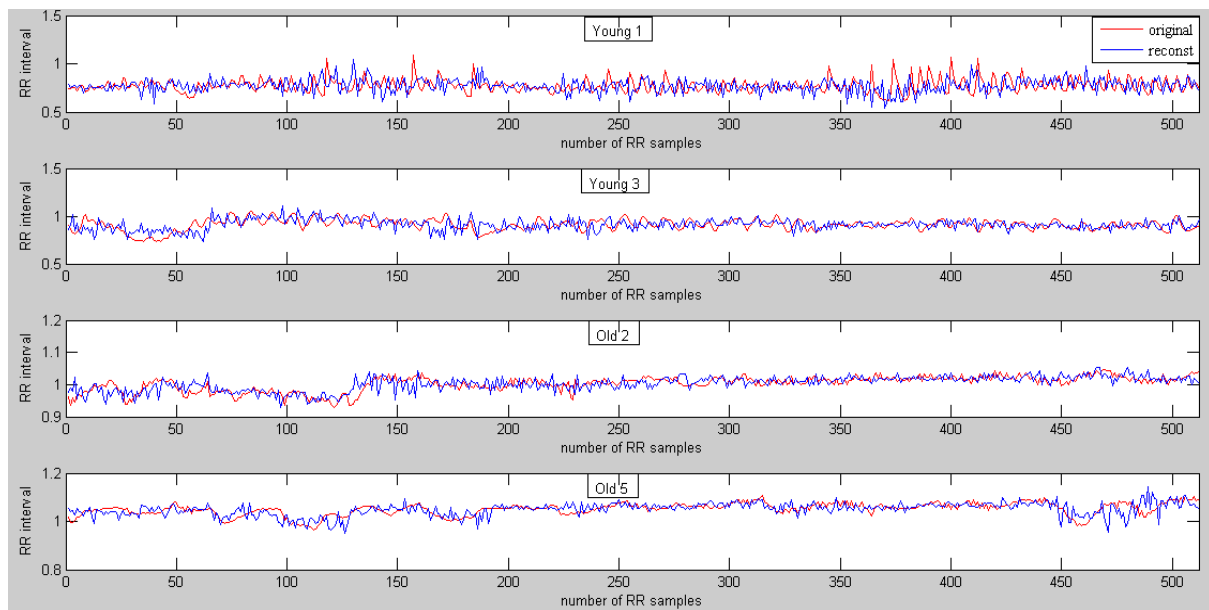


Figure 3.8 : Signal VRC avec leur signal reconstruit, pour un nombre d'échantillons dans chaque intervalle $N_s = 32$ [98].

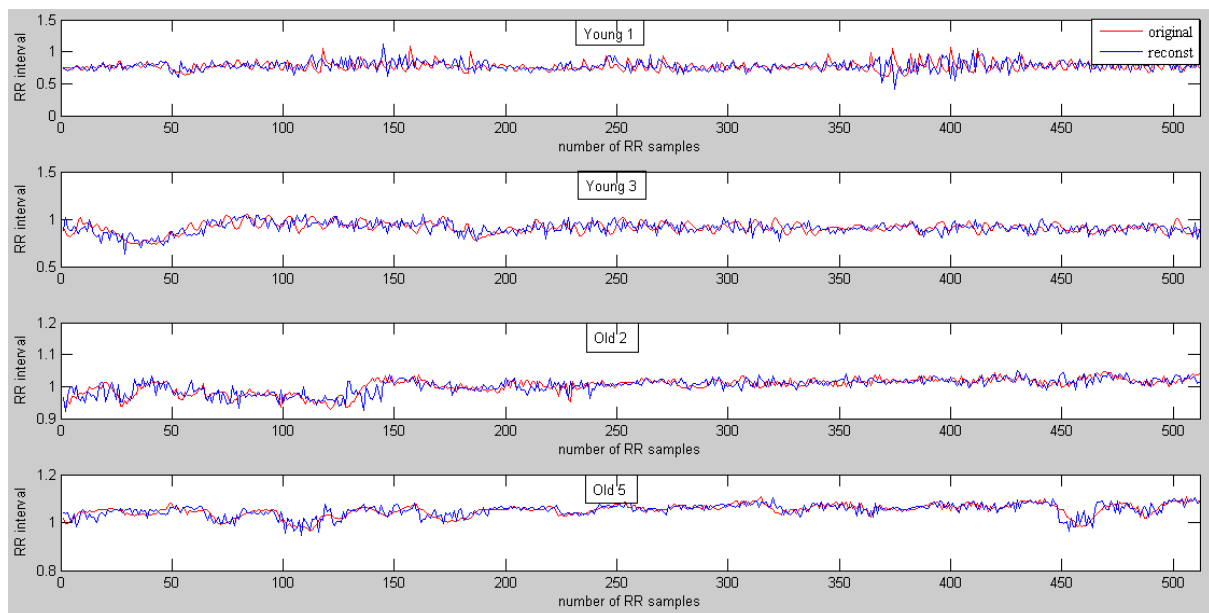


Figure 3.9 : Signal VRC avec leur signal reconstruit, pour un nombre d'échantillons dans chaque intervalle $N_s = 16$ [98].

Nous avons, en outre, calculé la MSE entre chaque signal original et le signal reconstruit correspondant pour quatre numéros différents d'intervalles. Ces résultats obtenus pour le signal VRC de 512 échantillons sont présentés au Tableau 3.2.

Tableau 3.2 : MSE pour différents nombres d'échantillons (N_s) dans chaque intervalle pour les 10 signaux VRC.

Subjects	MSE ($N_s=128$)	MSE ($N_s=64$)	MSE ($N_s=32$)	MSE ($N_s=16$)
Young1	0.0094	0.0084	0.0096	0.0099
Young2	0.0125	0.0127	0.0138	0.0117
Young3	0.0075	0.0051	0.0046	0.0037
Young4	0.02	0.0179	0.0183	0.0145
Young5	0.0047	0.0048	0.004	0.0043
Old1	0.0023	0.0024	0.0019	0.0012
Old2	0.0005	0.0005	0.0004	0.0003
Old3	0.0021	0.0023	0.0021	0.001
Old4	0.0048	0.0043	0.0044	0.003
Old5	0.001	0.0008	0.0007	0.0004

Nous discuterons dans la section suivante le choix de la longueur d'intervalle afin d'obtenir une reconstruction optimale du signal VRC.

3.4.1 d) Le choix de la longueur d'intervalle

L'objectif de choix de la longueur d'intervalle est d'obtenir des intervalles stationnaires dans le signal reconstruit, tel que ces intervalles doivent représenter la version originale du signal aussi bien que possible. Une fois cet objectif atteint, la durée de l'intervalle devrait être, approximativement, celle de tout comportement stable de la VRC. Donc, pour obtenir le meilleur VRC reconstruit à la version originale, nous avons réduit progressivement la longueur de l'intervalle en divisant le signal VRC à des intervalles différents comme indiqué dans les Figures 3.6, 3.7, 3.8, 3.9. Initialement en regardant la Figure 3.6, nous pouvons dire qu'il y a une grande différence observée entre les deux signaux (originaux et reconstruits). Cette erreur est en fait due au nombre des intervalles $N_i=4$ (128 échantillons dans chaque intervalle), car il n'est pas stationnaire. Toutefois, nous voyons que lorsque la longueur de l'intervalle est plus réduite $N_i=8$ (64 échantillons dans chaque intervalle) Figure 3.7, le signal reconstruit se rapproche du signal original, mais il reste encore une

différence significative. Dans la Figure 3.8, $N_i=16$ (32 échantillons dans chaque intervalle), nous pouvons dire qu'il y a une amélioration significative ; les deux signaux sont plus proches. Alors, dans la Figure 3.9 correspondante à $N_i=32$ (16 échantillons dans chaque intervalle), les deux signaux sont presque identiques avec une légère différence. Cela peut être clarifié par la MSE indiquée dans le Tableau 3.2. Notez que la taille du vecteur représentant le modèle gaussien dans chaque cas est $(2 \times N_i)$, tandis que la taille du vecteur d'origine est de 512. Le nombre de paramètres du modèle est égal $(2 \times N_i)$; les écarts-types et les valeurs moyennes. Juste après avoir calculé les paramètres du modèle, nous allons maintenant estimer la DSP, mais selon The European and North American Task force [23], qui a suggéré que la plus courte période de temps pendant laquelle les mesures de la VRC devraient être évaluées est 5 minutes. En conséquence, la fréquence la plus basse qui peut être résolue est de $1/300 \approx 0.003$ Hz (juste au-dessus de la limite inférieure de la région VLF). De l'autre côté, nous sommes seulement intéressés à la basse et haute fréquences qui peuvent être déterminées dans l'intervalle $[0,04 \text{ Hz} \quad 0,4 \text{ Hz}]$ pour étudier les activités sympathiques et parasympathiques. Nous pouvons donc réduire la longueur de l'intervalle en respectant les deux bandes d'intérêt. Avec le résultat obtenu avant, nous avons choisi de travailler seulement avec les valeurs de $N_i = 16$ ($N_s=32$) et $N_i = 32$ ($N_s=16$), car ils présentent les meilleurs résultats en matière de l'erreur et aussi la durée de l'intervalle.

3.4.2 Estimation de la densité spectrale de puissance du signal VRC

L'objectif de notre analyse spectrale est de faire une séparation entre les deux activités du système nerveux autonome pour chaque intervalle ; l'idée principale est que sur une courte période de temps, le système nerveux autonome est sous la domination soit de l'activité sympathique soit de l'activité parasympathique et il ne sera pas une alternance de ces deux activités sur une courte période de temps. Les séries chronologiques construites à partir de tous les intervalles RR disponibles ne sont pas échantillonnées d'une manière équidistante, et nous savons que les estimateurs de la DSP réguliers assument implicitement un échantillonnage équidistant et par conséquent, la série de l'intervalle RR est convertie en série de façon équidistante échantillonnée par des méthodes d'interpolation avant l'estimation de la DSP [110]. Dans l'analyse de la VRC, trois alternatives principales ont été utilisées pour contourner ce problème : a) en supposant que les signaux de VRC soient échantillonnés de manière uniforme. b) en utilisant des méthodes d'estimation spectrale directe pour le signal échantillonné d'une façon irrégulière et c) en utilisant les méthodes d'interpolation pour

recupérer un signal uniformément échantillonné à partir des échantillons irrégulièrement espacés avant l'estimation de la DSP [111].

Des méthodes spectrales différentes [112] ont été appliquées depuis la fin des années 1960. Bien que le groupe Task Force [23] a fourni un aperçu complet des méthodes d'estimation de la DSP du signal VRC et les protocoles expérimentaux associés en 1996. L'estimation de la DSP est généralement réalisée en utilisant soit la FFT ou des méthodes de modélisation AR. Dans la littérature, l'utilisation de la FFT avec l'interpolation linéaire ou par spline cubique pour le ré-échantillonnage sont considérées des méthodes standard pour l'analyse spectrale de la VRC [113]. Par conséquent, dans ce travail, le spectre de la VRC est donc calculé en utilisant la FFT avec la méthode d'interpolation spline cubique, où la fréquence d'échantillonnage de l'interpolation est égale à 4 Hz.

Pour le calcul de la DSP, nous avons choisi le Périodogramme de Welch pour ces principaux avantages comme la réduction du nombre de calculs, les exigences de stockage de base et l'application pratique dans les tests de non-stationnarité [114]. Dans cette méthode, un signal $x(m)$, de longueur M échantillons, est divisé en K segments chevauchants d'une longueur N , et chaque segment est fenêtré avant de calculer le périodogramme [115]. Le $i^{\text{ème}}$ segment est défini comme:

$$x_i(m) = x(m + iD), \quad m=0, \dots, N-1, \quad i=0, \dots, K-1 \quad 3.6$$

Où D est le chevauchement. Pour demi-chevauchement $D = N / 2$, tandis que $D = N$ correspond à aucun chevauchement. Pour le $i^{\text{ème}}$ segment fenêtré, le périodogramme est donné par :

$$\hat{P}_{XX}^{(i)}(f) = \frac{1}{NU} \left| \sum_{m=0}^{N-1} w(m)x_i(m)e^{-j2\pi fm} \right|^2 \quad 3.7$$

où $w(m)$ est la fonction de fenêtre et U est la puissance dans la fonction de fenêtre donnée par :

$$U = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} w^2(m) \quad 3.8$$

Le spectre d'un signal de longueur finie présente généralement des lobes latéraux dus à des discontinuités au niveau des points d'extrémité. La fonction de fenêtre $w(m)$ atténue les discontinuités et réduit la propagation de l'énergie spectrale dans les lobes latéraux du spectre.

Le spectre de puissance de Welch est la moyenne des K périodogrammes obtenus à partir des segments fenêtrés qui se chevauchent d'un signal :

$$\hat{P}_{XX}^W(f) = \frac{1}{K} \sum_{i=0}^{K-1} \hat{P}_{XX}^{(i)}(f) \quad 3.9$$

Afin de créer un profil DSP, les tailles de la fenêtre et la taille de chevauchement doivent être considérées [116], pour ce travail, nous avons choisi la valeur de la fenêtre (nombre d'échantillons) égale à la largeur de l'intervalle obtenu par l'approximation gaussienne combiné avec l'interpolation de spline cubique. Le problème de l'utilisation de divers segments de données peut introduire des discontinuités dans les limites de segment ou les bords. Pour réduire ces composantes parasites, une fonction de fenêtrage se rétrécit les données à zéro à chaque extrémité des segments de données. La fenêtre est multipliée par le segment de données et elle a la même longueur d'échantillonnage que le segment et pour notre cas, nous avons choisi la fenêtre de Hamming. La valeur attribuée au paramètre de chevauchement détermine le nombre de segments qui peuvent être obtenus à partir de la séquence d'origine, et parce que nous ne voulons pas modifier le nombre de segments nous définissons la valeur de chevauchement égal à 0.

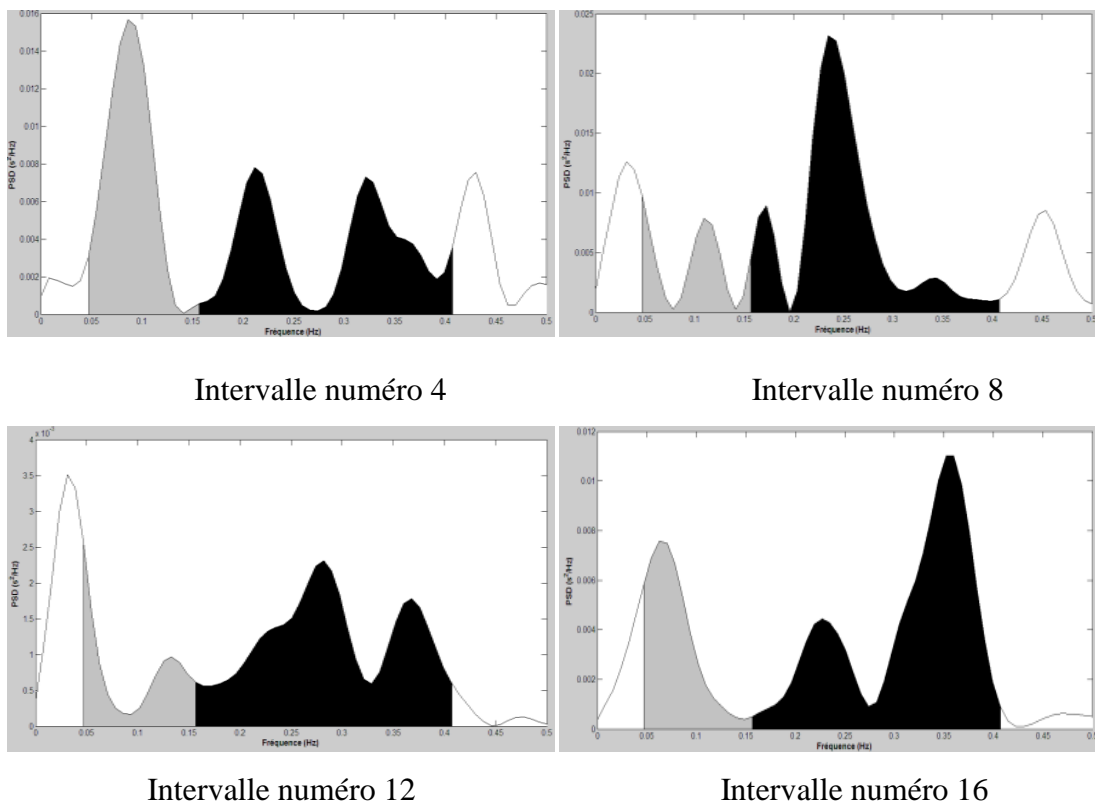
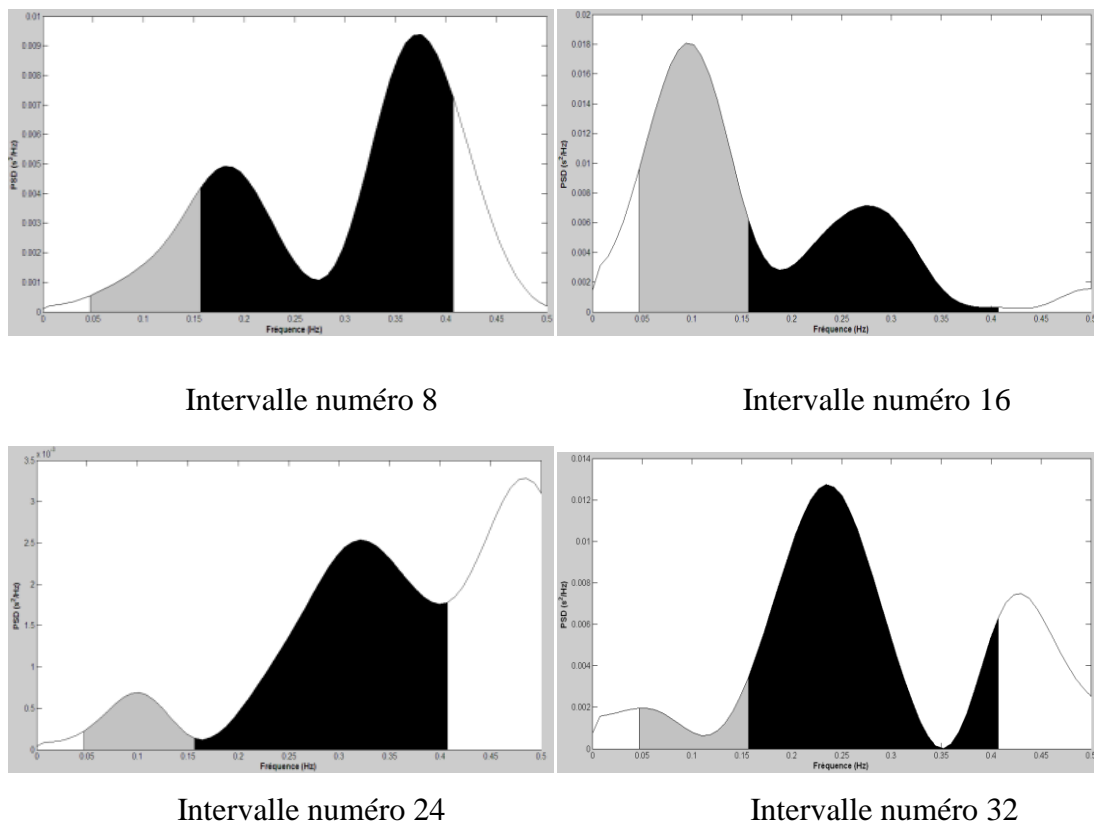


Figure 3.10 : Les DSPs pour le cas $N_s = 32$ (Young 3).

Figure 3.11: Les DSPs pour le cas $N_s = 16$ (Young 3).

Pour des raisons pratiques, nous ne pouvons pas présenter les simulations des DSPs pour chaque intervalle dans les deux cas ($N_s = 32$, $N_s = 16$) et pour 10 sujets, pour cette raison, nous choisissons de faire les calculs pour chaque sujet, mais nous présentons seulement 4 DSPs pour le sujet Young 3 dans les deux cas ($N_s = 32$, $N_s = 16$). Nous pouvons remarquer dans la Figure 3.10 correspondante à $N_s = 32$ (segments moins stationnaires), qu'il y a une alternance de la dominance des deux activités, alors que dans la Figure 3.11 avec $N_s = 16$ (segments plus stationnaires), nous pouvons observer qu'il n'y a qu'une seule activité dominante et aucune alternance des deux activités. Donc nous constatons qu'il y a une différence entre les deux Figures, la deuxième Figure 3.11 est plus claire et nous donne plus de chance de dire si cet intervalle est influencé par l'activité sympathique (domination des ondes LF) ou parasympathique (domination des ondes HF), en outre nous observons une stabilité de comportement dans les deux bandes (LF et HF). Ce résultat est logique puisque l'intervalle de temps considéré à cette Figure est plus court que celui sur la Figure 3.10.

Il s'agit d'une confirmation assez ferme que notre suggestion basée sur la méthode des segments stationnaire pour estimer la durée ainsi que la localisation des activités de SNA est

précise et confirme notre hypothèse que dans un petit intervalle de temps le SNA soit sous la dominance d'une seule activité, sympathique ou parasympathique.

Le principal problème, toutefois, réside dans le fait que la fréquence la plus basse qui peut être résolue est meilleure lorsque le signal est divisé en 16 intervalles de temps (32 échantillons dans chaque intervalle) selon le principe de Heisenberg. Ceci est principalement dû au fait que, dans ces intervalles de 32 échantillons, l'intervalle de temps le plus court pour les dix sujets est égal à 23.7920s, ce qui indique que la fréquence la plus basse qui peut être résolu est de $1/23.792 \approx 0.042$ Hz, alors que dans le cas des 32 intervalles (16 échantillons dans chaque intervalle), l'intervalle de temps le plus court est égal à 11,388, ce qui signifie que la fréquence la plus basse qui peut être résolu est de $1/11.38 \approx 0.0878$ Hz. Comme il est connu que le pic de l'onde LF est approximativement situé autour de 0,1 Hz [117], donc nous pouvons détecter cette onde dans les deux cas. Afin de choisir le nombre nécessaire et suffisant d'intervalles, nous devons équilibrer l'exigence de la stationnarité d'un côté et le temps nécessaire pour obtenir une estimation de la DSP adéquate à notre signal de l'autre côté. Nous avons donc choisi le nombre des intervalles $N_i=32$ ce qui implique 16 échantillons dans chaque intervalle pour l'estimation temporelle de la durée des deux activités de SNA.

3.4.3 La durée estimée et la localisation des deux activités de SNA

Pour déterminer la durée des deux activités sympathique et parasympathique, nous déterminons d'abord le pourcentage de contrôle pour les deux activités, nous calculons la DSP pour chaque intervalle, après cela, nous calculons les régions (énergie) sous la courbe de la DSP dans les bandes de fréquences définies par LF et HF ; comme nous les appelons A_s et A_p respectivement. Nous considérons que chaque intervalle est sous l'influence de l'activité du nerf sympathique avec le pourcentage de contrôle égal à $P_s = A_s / (A_s + A_p) * 100$ et sous l'influence de l'activité du nerf parasympathique avec le pourcentage de contrôle égal à $P_p = A_p / (A_p + A_s) * 100$, nous disons que l'activité sympathique est dominante quand $P_s > P_p$ et l'activité parasympathique est dominante quand $P_p > P_s$. Par exemple dans la Figure 3.11 dans l'intervalle numéro 32 (temps entre 451,12 s et 465 364 s) l'activité du nerf parasympathique est dominante et le système est 8.161 % sous contrôle sympathique et 91,839 % sous contrôle parasympathique. Les résultats de la durée du temps sont indiqués dans le Tableau 3.3.

Tableau 3.3 : La durée des deux activités du SNA et pour les dix sujets.

	Durée totale	Durée de l'activité sympathique	Durée de l'activité parasympathique
Y 1	395.464	111.288	284.176
Y 2	501.964	155.564	346.4
Y 3	465.364	103.008	362.356
Y 4	676.888	273.44	403.448
Y 5	494.208	108.336	385.872
O 1	498.392	155.272	343.12
O 2	513.4	128.008	385.392
O 3	495.688	141.976	353.712
O 4	597.716	147.828	449.888
O 5	537.988	117.896	420.092

Nous observons que pour les dix sujets une longue période de test est influencée par l'activité parasympathique, et il est évident parce que les sujets sont au repos en train de regarder un film. À la fin, nous proposons une méthode graphique simple, basée sur les résultats précédents, pour faire une localisation temporelle de ces deux activités au cours du temps, Figure 3.12 représente un exemple de l'énergie des deux bandes de fréquences LF et HF, qui représentent les deux activités au cours du temps. L'essentiel de cette figure est l'évolution de l'influence des deux activités du SNA. Nous notons ici que nous avons appliqué une interpolation spline cubique avec une fréquence d'échantillonnage = 16 Hz, et ce graphe est un mélange de l'énergie des bandes HF (ci-dessus) et les bandes LF (ci-dessous).

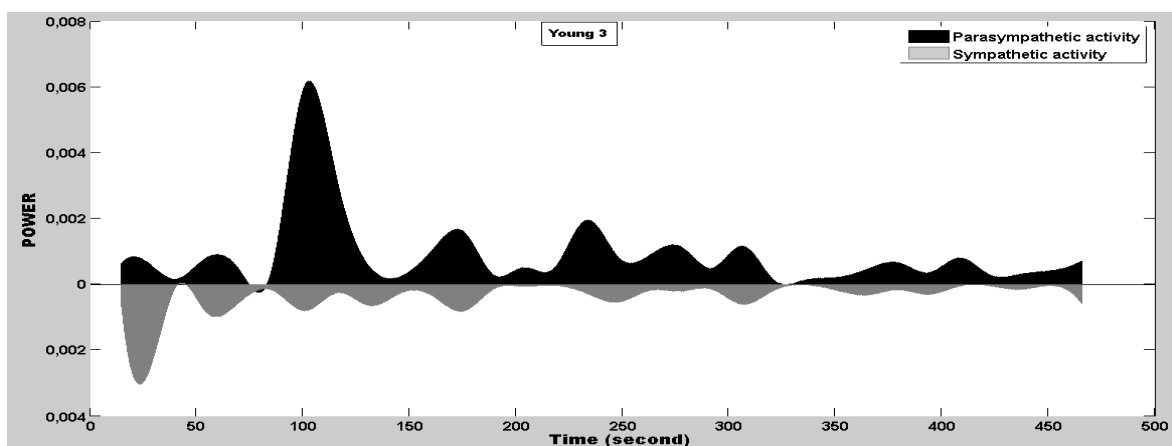


Figure 3.12 : Localisation temporelle du DSP pour les bandes LF et HF (Young 3)

3.4 Conclusion

Nous avons proposé une méthode pour estimer la durée des comportements sympathique et parasympathique du SNA, ainsi que leur localisation dans le temps. Cette méthode est basée sur la division du signal VRC à des segments stationnaires modélisés par un bruit blanc gaussien. Cette localisation dans le temps est utile de lier, de façon précise, une activité spécifique à sa cause externe correspondante. En outre, cette méthode peut être utilisée, en particulier, pour observer le comportement des individus en temps réel afin de détecter des problèmes psychologiques.

Chapitre 4

Etude du stress physiologique

4.1 Introduction

Comme nous l'avons vu précédemment dans le premier chapitre, le stress peut être défini comme un phénomène qui se produit lorsque les gens sentent qu'ils sont incapables de gérer les demandes placées sur eux [172]. Ces niveaux élevés de pression physique et mentale pourraient conduire à des conditions physiologiques indésirables telles que les niveaux élevés de la pression artérielle, augmentation du rythme cardiaque, une transpiration excessive et une grande consommation d'oxygène. Le corps réagit en augmentant le rythme cardiaque de telle sorte que tout type de tâche qui se poursuit pendant une période de temps prolongée peut causer un stress au niveau de l'insuffisance cardiaque. Il est intéressant de voir comment les exigences physiques et mentales dans des situations stressantes peuvent affecter le rythme cardiaque et si certains composants de mesures temporelles, fréquentielles ou non linéaires, peuvent être utilisés pour prédire un état de stress. Comme le rythme cardiaque est extrêmement sensible à différents types de stress, la mesure de ce rythme et ses caractéristiques, peut être un bon moyen d'évaluer le risque de maladies cardio-vasculaires [173]. D'un autre côté, le stress, émotionnel ou mental, peut conduire à une augmentation de l'activité sympathique et une diminution de l'activité parasympathique du SNA [174] qui sont, respectivement, représentées par la concentration de l'énergie des pics en basse fréquence (0,04- 0,15 Hz) et haute fréquence (0,15- 0,4 Hz) [175].

Dans ce travail, et sur la base de nos travaux précédents [176, 177], nous avons utilisé une méthode hybride afin de classer les trois niveaux de stress dans une tâche de conduire dans le monde réel [192]. Des segments stationnaires ont été déterminés et détectés avec précision, en utilisant l'algorithme de segmentation KS, introduit récemment par S. Camargo et al. [178], avec des caractéristiques ont été traitées en utilisant l'algorithme de ReliefF [179].

4.2 La méthode proposée

La méthode hybride proposée pour classer les niveaux du stress dans le but d'étudier la balance sympatho-vagale du SNA peut être décrite par les étapes suivantes :

- 1) Le signal ECG est prétraité en utilisant un filtre passe-bande ; ensuite le logiciel ARTiiFACT [187] sera utilisé sur le signal ECG filtré pour renforcer la présence des complexes QRS et aussi pour la détection de l'onde R et enfin, les signaux de la VRC seront calculés.
- 2) Segmenter chaque signal VRC à des intervalles stationnaires en appliquant l'algorithme de segmentation KS.

- 3) Calculer 33 caractéristiques de chaque segment stationnaire des signaux temporels à l'aide du logiciel d'analyse Kubios HRV v.2.0 [180].
- 4) La dernière étape consiste à calculer et à extraire les caractéristiques les plus pertinentes ; nous avons utilisé l'algorithme ReliefF, cet algorithme essaie de trouver les caractéristiques les plus pertinentes qui aident à séparer les données de différentes classes de stress.

Ces principales étapes de cette méthode hybride suggérée sont représentées dans le diagramme suivant.

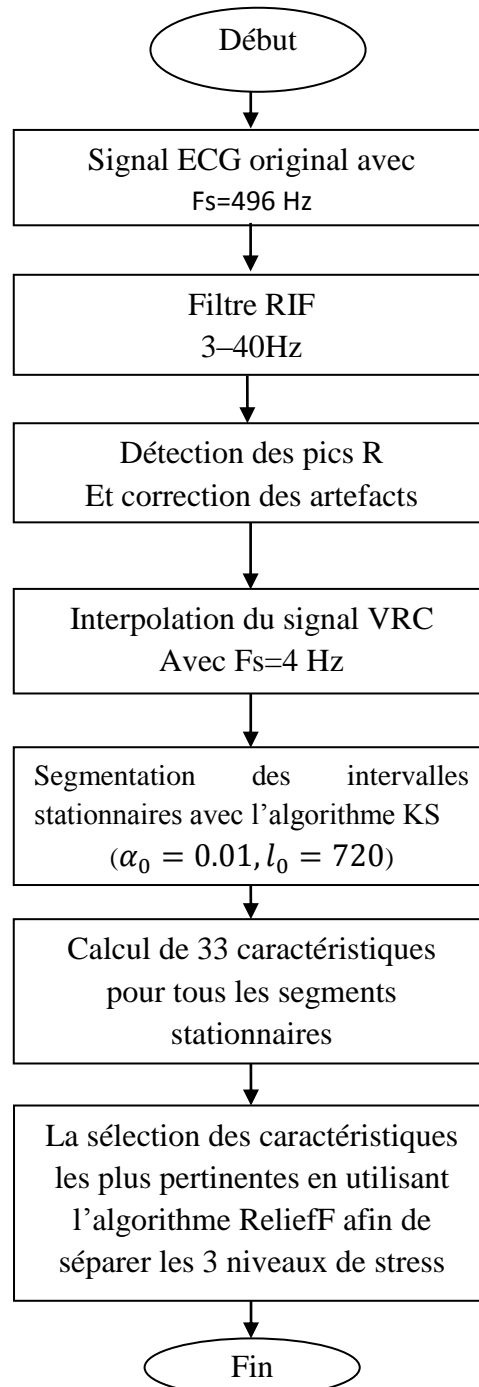


Figure 4.1 : L'organigramme de la méthode proposée.

4.3 Base de données utilisée

Les données analysées dans ce chapitre ont été obtenues à partir de la base de données Stress Recognition in Automobile Drivers de MIT-BIH arrhythmia database [99], la base de données des conducteurs est à l'origine collectée par Healey & Picard du MIT Media Lab [181]. Au total, il y a 17 ensembles de données disponibles, mais selon Yong et.al [182], il a été constaté que, parmi les 17 ensembles de données, seulement 7 ensembles de données des conducteurs (conducteurs 6, 7, 8, 10, 11, 12, et 15) ont une marque d'identification claire, et ils peuvent être utilisés dans notre analyse. Cette base de données contient une collection d'enregistrements multiparamétriques de volontaires sains, pris lors qu'ils circulaient sur une route prescrite, y compris les rues de la ville et les autoroutes dans et autour de Boston, Massachusetts. L'objectif de l'étude pour laquelle ces données ont été collectées était d'étudier la faisabilité de la reconnaissance automatique de stress sur la base des signaux enregistrés, qui comprennent l'ECG, l'EMG et le GSR mesurés sur la main et le pied, et la respiration [183]. D'après la durée des différents segments de conduite obtenue à partir de Tableau 4.1 [184], il a été validé, que les périodes de conduite au repos, à l'autoroute et à la ville produisent des niveaux de stress bas, moyen, et élevé, respectivement [181]. La base de données des conducteurs ne dispose pas des informations concernant la durée de chaque tâche de conduite au repos, à la ville et à l'autoroute, mais les mêmes durées ont été mentionnées dans [179,184]. Les intervalles de temps des 7 conducteurs utilisés dans ce chapitre (les conducteurs 6, 7, 8, 10, 11, 12, et 15) sont donnés dans le tableau suivant [184]. Dans cette étude, sept enregistrements ECG ont été utilisés pour tester l'algorithme.

Tableau 4.1 : Les intervalles de temps pour chaque conducteur durant le test [184].

Numéro de conducteur	Période de conduite (min)						Temps total (min)	
	Repos initial	Ville 1	Autoroute 1	Ville 2	Autoroute 2	Ville 3		Repos final
6	15.05	14.49	7.32	6.53	7.64	12.29	15.05	78.38
7	15.04	16.23	10.96	9.83	7.64	10.15	15.03	84.87
8	15	12.31	7.23	9.51	7.64	13.43	15.07	80.19
10	15.04	15.3	8.66	5.27	7.04	12.06	14.79	78.15
11	15.02	15.81	7.43	7.15	6.96	11.72	14.99	79.08
12	15.01	13.41	7.56	6.5	8.06	11.68	15.01	77.23
15	15	12.54	7.24	5.99	6.82	12.12	15	74.7

4.4 Prétraitement des signaux ECG

Ces enregistrements ont été échantillonnés à 496 Hz avec une résolution de 16 -bit. Dérivation II de chaque enregistrement est utilisée ici. Il n'y a aucun épisode qui a été exclu dans notre analyse. Le filtrage passe-bande est la première étape essentielle de tout algorithme de détection de QRS. Le but de ce filtrage est de réduire le décalage de la ligne de base ainsi que l'élimination des hautes fréquences qui ne contribuent pas à la détection des complexes QRS. Dans cette phase, un filtre passe-bande à phase linéaire numérique et à réponse impulsionnelle finie (RIF) avec une fenêtre de Hamming est utilisé, dans la bande de fréquence comprise entre 3 et 40 Hz [186].

L'extraction des pics R et la correction des artefacts de l'ECG ont été effectuées en utilisant ARTiFACT, qui est un logiciel gratuit fournissant un algorithme de détection d'artefact efficace. Après l'obtention des signaux VRC, l'étape suivante sera l'application de la méthode proposée à ce signal.

4.5 Résultats et discussions

L'objectif de notre méthode, pour étudier le SNA, est d'utiliser les caractéristiques des signaux VRC pour détecter le stress physiologique durant une tâche de conduire, l'analyse de la VRC est couramment utilisée comme un marqueur quantitatif représentant l'activité du SNA qui pourrait être lié au stress mental [188]. Le signal d'intervalles RR est généralement interpolé pour récupérer un signal uniformément échantillonné (comme nous avons déjà vu au 3^{ème} chapitre). L'interpolation cubique est adoptée et la fréquence de ré-échantillonnage du signal interpolé est $F_s = 4$ Hz [189]. Comme mentionné ci-dessus dans l'introduction, les activités sympathiques et parasympathiques du SNA sont empiriquement situées en basse fréquence (LF) et haute fréquence (HF), respectivement, dans l'espace de Fourier [176]. Lorsque ces activités se déroulent, la courbe de la DSP du signal VRC montre une grande concentration d'énergie dans ces gammes de fréquences. Généralement, la balance sympatho-vagale est estimée à l'aide de la DSP, et plus précisément le rapport de (LF/HF). Donc, en outre de ce rapport, nous avons calculé 32 autres caractéristiques pour suivre l'évolution du comportement du SNA ainsi que la localisation dans le temps de ses activités.

4.5.1 Application de l'algorithme KS au signal VRC

Afin de calculer les caractéristiques du signal VRC, avec précision, en premier lieu, nous devons segmenter ce signal en segments stationnaires. Pour identifier avec précision ces

derniers, de nombreux algorithmes, tels que ceux basés sur la statistique t de Student [187], ont été proposés, mais ils présentent quelques difficultés pour déterminer, avec précision, les segments stationnaires. S. Camargo et al [178] ont, récemment, introduit un algorithme appelé algorithme de segmentation KS pour déterminer plus précisément les segments stationnaires pour un signal donné en utilisant une approche basée sur la statistique KS. Il devrait être noté que l'algorithme de segmentation KS décrit en Figure 4.3 est différent de la statistique KS. Cet algorithme fonctionne comme suit :

Soit un segment d'une série temporelle, $\{x_i, i_1 \leq i \leq i_n\}$, un pointeur de glissement au point $i = i_p$ est déplacé, afin de comparer des deux intervalles $S_L \equiv \{x_{i_1}, \dots, x_{i_p}\}$ et $S_R \equiv \{x_{i_{p+1}}, \dots, x_{i_n}\}$. La position i_p du pointeur est déplacée de sorte que les tailles des deux segments ($n_L = i_p - i_1 + 1$ et $n_R = i_n - i_p$) sont au moins unitaire. Ensuite, nous choisissons la position i_{max} qui maximise $D \equiv D_{KS} \left(\frac{1}{n_L} + \frac{1}{n_R} \right)^{-\frac{1}{2}}$, entre les deux intervalles S_L et S_R , tandis que D_{KS} est la statistique de KS, qui mesure la distance maximale entre les distributions cumulées de deux échantillons, comme estimation de la différence entre les segments.

Une fois trouvée la position i_{max} de la distance maximale D, D^{max} , nous vérifions la signification statistique (à un seuil de signification choisi, $\alpha = 1 - P_0$) d'une coupe potentiellement pertinente à i_{max} . La première étape avant de couper un segment stationnaire sera effectuée si D^{max} dépasse sa valeur critique, D_{crit}^{max} pour le niveau de seuil sélectionné. Pour calculer cette valeur critique D_{crit}^{max} nous avons utilisé la forme efficace donnée par l'expression heuristique simple suivante [178] :

$$D_{crit}^{max}(N) = a (\ln N - b)^c \quad 4.1$$

Avec (a, b, c) égal à (1,41, 1,74, 0,15), (1,52, 1,8, 0,14) et (1,72, 1,86, 0,13) pour $P_0 = 0,90, 0,95$ et $0,99$, respectivement.

Avant l'acceptation finale de la coupe, nous avons encore besoin d'une taille minimale (nombre de points) l_0 , c'est-à-dire, $i_{max} - i_1 + 1, i_n - i_{max} \geq l_0$. La procédure est ensuite appliquée de manière récursive à partir de la série complète $\{x_i, 1 \leq i \leq N\}$, où N est le nombre total de points pour chaque signal, jusqu'à nous ne laissons aucun fragment segmental. La recherche de D^{max} dans un segment donné $\{i_1, \dots, i_n\}$ lors des itérations, ainsi que dans la détermination des courbes critiques, est réalisée pour $i_1 \leq i_p \leq i_n - 1$.

Pour obtenir une segmentation plus précise des signaux temporels VRC à des intervalles stationnaires, nous avons choisi de travailler avec :

- Une longueur minimale pour les segments stationnaires ou nombre de points $l_0 = 720$ (3 minutes), pour distinguer entre les trois principales composantes spectrales [23] (par conséquent, la plus basse fréquence qui peut être résolue est $1/180 \approx 0.0055$ Hz, juste au-dessus de la limite inférieure de la région VLF).
- Un seuil de signification statistique $\alpha = 0.01$ ($P0 = 0,99$) considéré comme un niveau acceptable et standard pour ce genre de test de distribution [178].

Un exemple d'un signal VRC (conducteur 06) segmenté à des intervalles stationnaires est illustré dans la Figure 4.2. Les lignes verticales discontinues représentées sur cette figure séparent les segments stationnaires obtenus par l'algorithme de segmentation KS.

Nous avons divisé le temps de conduite en 7 périodes selon le Tableau 4.1, en respectant les différentes classes de stress pour chaque conducteur, chaque période a au moins un segment stationnaire. Après l'application de cet algorithme à notre base de données des conducteurs un total de 83 segments ont été extraits à partir de 7 conducteurs : 28 segments de repos, 27 segments à partir de la conduite sur autoroute, et 28 segments à partir de la conduite en ville.

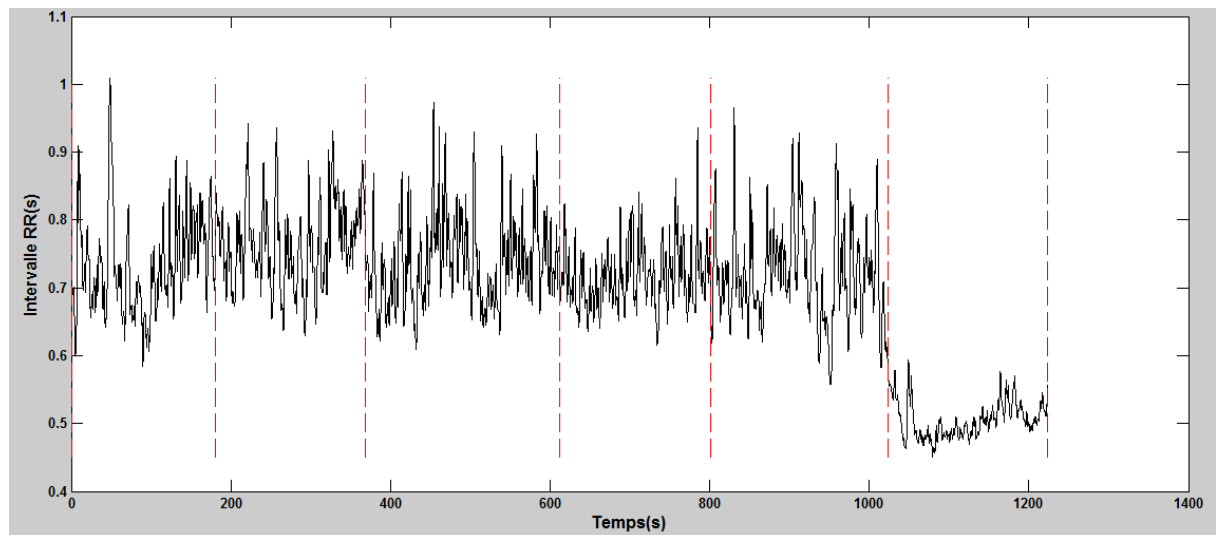


Figure 4.2 : Une partie du signal VRC pour le conducteur 06, les segments stationnaires obtenus en utilisant l'algorithme de segmentation KS sont séparés par des lignes verticales.

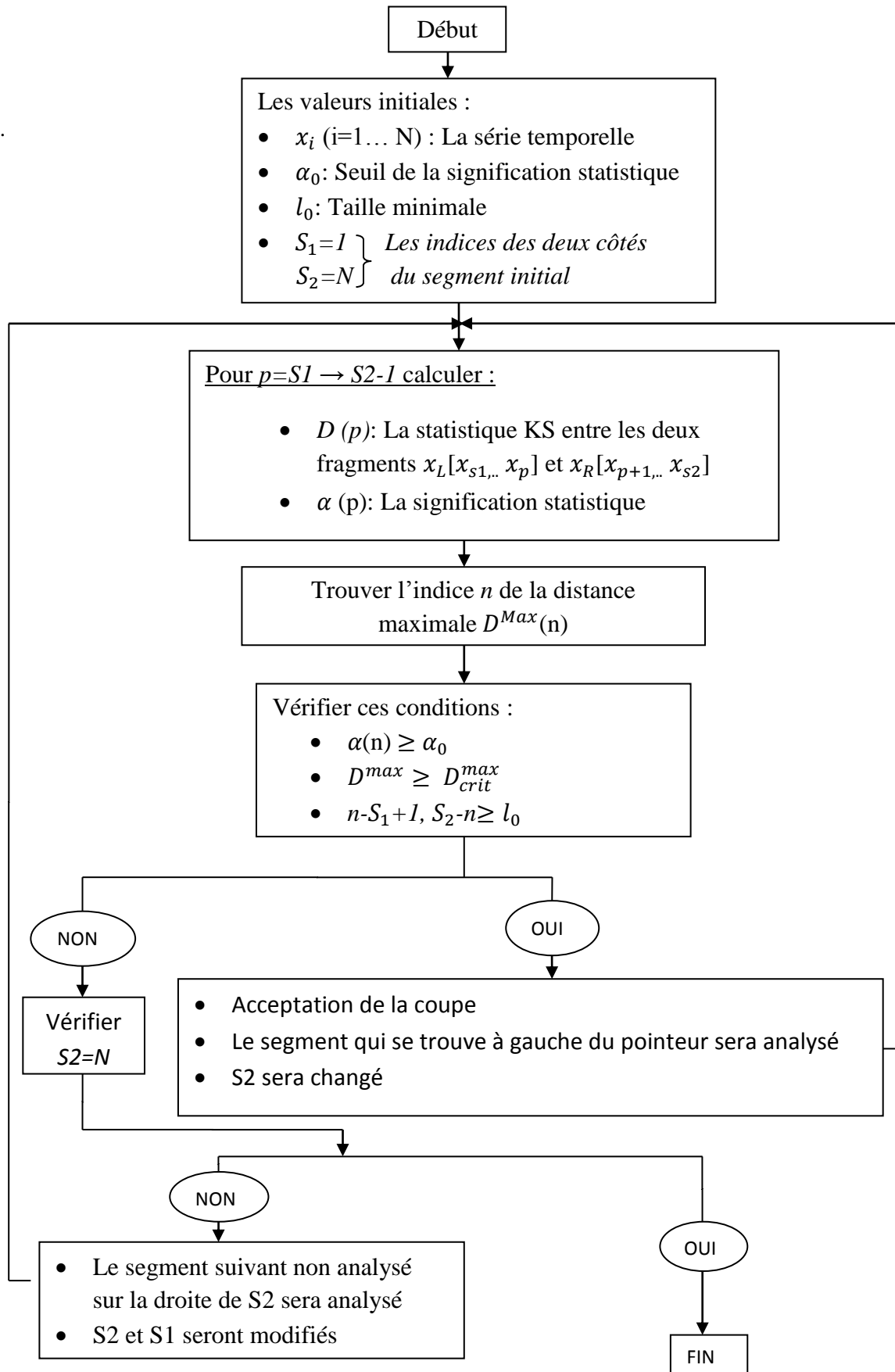


Figure 4.3 : L'organigramme de l'algorithme de segmentation KS.

4.5.2 Extraction des caractéristiques du signal VRC

Une fois, les segments stationnaires ont été obtenus, nous calculons toutes les caractéristiques en utilisant le logiciel d'analyse Kubios HRV v2.0 [180], pour chaque segment stationnaire i des signaux VRC. Le tableau suivant présente une description de toutes ces caractéristiques [27], pour plus de détails, voir le chapitre 2.

Tableau 4.2 : Description des 33 caractéristiques extraites [27].

	Caractéristiques	Unités	Description
Domaine temporel	\overline{RR}	[ms]	La valeur moyenne des intervalles RR
	SDNN	[ms]	L'écart-type des intervalles RR
	\overline{HR}	bpm	La moyenne du rythme cardiaque
	STD HR	[1/min]	L'écart-type des valeurs du rythme cardiaque instantanées
	RMSSD	[ms]	La moyenne quadratique des intervalles RR successifs
	NN50		Le nombre d'intervalles RR successifs différent de plus de 50 ms
	pNN50	[%]	Le pourcentage correspondant à NN50
	Index triangulaire de la VRC		Intégrale de la distribution de densité divisée par le maximum de la distribution de densité
	TINN	[ms]	L'interpolation triangulaire de l'histogramme de l'intervalle NN
Domaine Fréquentiel	Le pic de fréquence	[Hz]	Les pics des bandes de fréquences VLF, LF, et HF
	Puissance absolue	[ms ²]	La puissance absolue des bandes VLF, LF, et HF
	Puissance relative	[%]	La puissance relative des bandes VLF, LF, et HF
	Puissance normalisée	[n.u.]	La puissance des bandes LF et HF en unités normalisées
	LF/HF		Le rapport entre les puissances des bandes LF et HF
Non linéaires	SD1, SD2	[ms]	L'écart-type du diagramme de Poincaré perpendiculaire à (SD1) et le long (SD2) de la ligne de l'identité
	ApEn		L'entropie approximative
	SampEn		l'entropie des échantillons
	D ₂		La dimension de corrélation
	DFA α_1		L'analyse de fluctuation détendancée avec fluctuations de court terme
	DFA α_2		L'analyse de fluctuation détendancée avec fluctuations de long terme
	DR Lmean	[beats]	Analyse de diagramme de récurrence de la longueur moyenne de la ligne diagonale
	DR Lmax	[beats]	Analyse de diagramme de récurrence de la longueur maximale d'une ligne
	DR REC	[%]	Analyse de diagramme de récurrence du taux de récurrence
	DR DET	[%]	Analyse de diagramme de récurrence du déterminisme
	DR ShanEn		Analyse de diagramme de récurrence de l'entropie de Shannon

4.5.3 Utilisation de ReliefF pour la sélection des caractéristiques du signal VRC

a) Algorithme ReliefF

Pour choisir, précisément, les caractéristiques les plus pertinentes des trente-trois caractéristiques au début, afin de faire une séparation des trois niveaux de stress, nous avons utilisé l'algorithme ReliefF qui est l'une des stratégies les plus efficaces dans la sélection des caractéristiques, cet algorithme est sensible au contexte, robuste, et il peut faire face à des ensembles de données avec des caractéristiques très interdépendantes, avec des données incomplètes et bruyantes. Cet algorithme est capable de traiter les problèmes de multi-classes. Au premier lieu il faut d'abord expliquer deux termes [190] :

- L'instance de réussite : C'est l'instance la plus proche de la même classe.
- L'instance d'échec : C'est l'instance la plus proche d'une classe différente.

L'algorithme ReliefF[179] est une extension de l'algorithme Relief, ce dernier est un algorithme basé sur l'attribution de poids aux variables. Relief commence par choisir un échantillon d'individus dont le nombre est fourni par l'utilisateur. Il recherche ensuite pour chaque instance la plus proche instance de réussite et la plus proche instance d'échec en se basant sur une mesure de distance. Il met à jour les poids des différentes variables qui sont initialisés à zéro au début. Cette démarche est basée sur une idée intuitive qui est : une variable est plus pertinente qu'une autre si elle distingue une instance de son instance d'échec la plus proche, et moins pertinente si elle distingue une instance de son instance de réussite la plus proche. Après avoir épuisé toutes les instances de l'échantillon, Relief choisit toutes les variables ayant un poids supérieur ou égal à un certain seuil. Ce seuil peut être déterminé de manière automatique en utilisant une fonction qui dépend du nombre d'instances dans l'échantillon.

Le Relief original peut traiter les attributs nominaux et numériques. Toutefois, il ne peut pas traiter des données incomplètes et se limite à des problèmes de deux classes. Son extension ReliefF, ce qui résout ces problèmes, ainsi il est capable de traiter des données bruitées et peut être utilisé pour évaluer la qualité d'une caractéristique à des problèmes multi-classes. Donc au lieu de chercher la plus proche instance de classe différente, l'algorithme cherche la plus proche instance pour chaque classe différente et fait la moyenne de leur contribution pour la mise à jour de w_j . Pour la description de l'algorithme, voir la figure suivante [179] :

Entrée :

Les instances d'apprentissage x_k d'une taille M (N caractéristiques et C classes) ;
 Probabilités de classes p_y ; paramètre d'échantillonnage m ;
 Nombre n d'instances les plus proches de chaque classe ;

Sortie :

Pour chaque caractéristique F_i un poids de qualité - $1 \leq W[i] \leq 1$;

Début ReliefF

Pour $i=1 : N$ Faire :

$W[i]=0.0$;

Fin Pour

Pour $l=1 : m$ Faire :

Choisir au hasard une instance x_k (avec une classe y_k) ;

Pour $y=1 : C$ Faire :

Trouver n instances les plus proches $x[j,y]$ pour la classe y , $j = 1.. n$;

Pour $i=1 : N$ Faire : Pour $j=1 : n$ Faire :

Si $y = y_k$ {L'instance de réussite la plus proche ?}

Alors : $W[i] = W[i] - \text{diff}(i, x_k, x[j, y]) / (m * n)$;

Sinon : $W[i] = W[i] + p_y / (1 - p_{y_k}) - \text{diff}(i, x_k, x[j, y]) / (m * n)$;

Fin Si

Fin Pour ; {i} Fin Pour ; {j}

Fin Pour ; {y}

Fin Pour ; {l}

Fin ReliefF

Figure 4.4 : L'algorithme ReliefF [179].

Où $\text{diff}(\text{attribut}, \text{Instance1}, \text{Instance2})$ calcule la différence entre les valeurs des attributs pour deux instances, concernant les attribues discrètes, la différence est égale à 1 (les valeurs sont différentes) ou 0 (les valeurs sont égales), tandis que pour les attributs continus, la différence est la différence réelle normalisée à l'intervalle $[0 ; 1]$. La normalisation avec m garantit que tous les poids sont dans l'intervalle $[-1 ; 1]$. La fonction diff est également utilisée pour calculer la distance entre les instances pour trouver les voisins les plus proches. Le paramètre m représente le nombre des instances des probabilités approximatives. Une valeur grande de m implique un rapprochement plus fiable [191].

La partie la plus importante de l'algorithme Relief est sa recherche pour trouver l'instance de réussite et d'échec les plus proches. Afin de rendre ce processus plus fiable en présence de

bruit, ReliefF utilise n instances de réussite les plus proches et n instances d'échec les plus proches et il calcule les moyennes de leurs contributions pour les estimations de la qualité des caractéristiques. Le paramètre n est défini par l'utilisateur, dans cette étude, nous avons choisi $n=12$. Cette simple extension améliore significativement la fiabilité des estimations de qualité.

Alors, pour les problèmes de multi-classes, au lieu de n instances de réussite les plus proches et n instances d'échec les plus proches, ReliefF cherche n instances les plus proches de chaque classe. Les contributions des différentes classes sont pondérées par leurs probabilités a priori. Dans l'algorithme de ReliefF présenté dans la Figure 4.4, le facteur de pondération est $p_y/(1 - p_{y_k})$. La classe d'une instance est y_k , tandis que y est la classe de l'instance d'échec le plus proche. Le facteur est donc proportionnel à la probabilité de classe y , normalisé avec la somme des probabilités de toutes les classes, différentes de y_k .

b) Application de l'algorithme ReliefF sur le signal VRC

Les 33 caractéristiques ont été utilisées pour créer un seul vecteur représentant chaque segment stationnaire dans l'analyse de caractéristiques. Les 83 vecteurs de caractéristiques résultants ont été utilisés avec des valeurs cibles tirées à partir du Tableau 4.1, pour la sélection des meilleures caractéristiques pertinentes qui ont la capacité de séparer les trois niveaux de stress. Nous avons calculé les poids de 33 caractéristiques pour tous les 7 conducteurs, et pour obtenir une image globale sur les résultats, nous avons calculé la somme des poids pour toutes les caractéristiques. Pour mieux observer les valeurs, nous avons multiplié toutes les valeurs par 100, donc, nous obtiendrons $(-100 \leq W [i] \leq 100)$, tandis que $W [i] \leq 0$ signifie que cette caractéristique i n'a pas de pertinence. Tous les résultats sont présentés dans le Tableau 4.3 suivant.

Tableau 4.3 : Les poids des caractéristiques pour chaque conducteur.

Caractéristique	Driver6	Driver7	Driver8	Driver10	Driver11	Driver12	Driver15	Total
Domaine temporel								
\overline{RR}	5,426	0,946	2,158	-0,367	7,084	2,064	3,828	21,141
SDNN	-1,120	5,301	3,641	12,413	1,410	1,365	6,368	29,380
\overline{HR}	5,045	1,487	2,185	-0,165	7,435	5,800	4,021	25,810
STD HR	0,644	4,035	3,005	5,481	0,993	2,489	7,081	23,732
RMSSD	4,433	5,272	4,637	3,606	2,491	1,339	-0,654	21,126
NN50	4,934	3,757	5,894	4,093	2,424	-1,151	-1,119	18,833
pNN50	4,113	5,257	5,707	-2,491	7,067	-2,096	1,007	18,565
Index triangulaire de la VRC	3,983	8,662	1,171	3,798	2,955	2,545	4,039	27,157
TINN	-0,500	3,949	2,982	7,314	3,106	3,031	5,414	25,299
Domaine fréquentiel								
Pic VLF	-1,870	-0,240	-0,501	-4,657	-1,449	5,257	-1,975	-5,438
Pic LF	-1,455	3,227	-0,101	-6,627	-0,827	6,117	0,330	0,664
Pic HF	9,737	2,858	1,250	27,686	2,039	1,557	-2,438	42,690
Puissance absolue VLF	-0,043	1,883	3,314	-2,418	2,697	-1,449	7,431	11,416
Puissance absolue LF	0,604	4,702	2,691	12,178	1,647	-2,263	0,158	19,719
Puissance absolue HF	5,971	2,923	6,731	5,957	6,687	-1,268	1,558	28,561
Puissance relative VLF	4,000	3,470	5,183	-5,765	3,817	-2,336	3,412	11,782
Puissance relative LF	1,306	4,567	0,855	3,580	-0,098	-0,335	0,923	10,799
Puissance relative HF	4,367	-3,404	6,427	7,722	5,676	5,299	6,289	32,378
Puissance normalisée LF	1,675	2,705	3,737	9,113	4,341	14,006	3,750	39,330
Puissance normalisée HF	2,186	1,831	5,267	11,303	5,535	7,750	7,032	40,907
LF/HF	2,186	1,831	5,274	11,303	5,535	7,750	7,032	40,914
Non linéaires								
SD1	4,481	5,265	4,625	3,590	5,908	1,270	-0,632	24,509
SD2	-0,899	5,155	3,949	12,300	1,299	1,740	6,916	30,463
DR Lmean	1,130	1,487	1,559	-5,179	1,181	5,403	0,010	5,594
DR Lmax	1,897	1,756	4,240	-2,515	2,330	7,531	2,820	18,061
DR REC	5,285	2,394	2,990	-4,002	2,336	3,493	4,860	17,359
DR DET	8,336	2,357	1,297	2,076	3,749	2,896	6,060	26,773
DR ShanEn	4,459	1,406	0,885	-2,867	2,450	4,312	2,267	12,913
ApEn	2,652	4,343	4,223	-7,353	1,078	8,666	1,967	11,355
SampEn	3,302	4,215	0,489	4,950	2,078	4,666	-1,218	18,483
DFA $\alpha 1$	2,596	1,329	4,468	10,338	6,569	0,610	7,625	33,537
DFA $\alpha 2$	4,827	6,176	3,694	-7,998	2,255	-2,111	5,513	12,357
D2	6,301	-0,917	0,283	-6,399	-1,810	6,043	0,313	3,814
Total	≈100 %	≈100 %	≈100 %	≈100 %	≈100 %	≈100 %	≈100 %	

Concernant les résultats de ce tableau, nous observons qu'il y a des caractéristiques qui sont pertinentes et nous pouvons facilement voir la différence, dans les caractéristiques du domaine temporel l'écart-type des intervalles RR présente la caractéristique la plus pertinente pour la distinction entre les trois phases de stress, suivi par l'index triangulaire de la VRC.

Dans le domaine de fréquence, il y a quatre caractéristiques pertinentes qui peuvent être utilisés dans la détection du stress, ils sont : Le rapport LF/HF, la puissance des bandes LF et HF en unités normalisées et le Pic de la bande des fréquences HF.

Dans les mesures non linéaires, il est évident que l'analyse de fluctuation détendancée avec fluctuations de court terme présente le meilleur choix pour classer le stress dans des situations similaires.

4.6 Conclusion

La méthode hybride proposée pour étudier l'évolution des caractéristiques de la VRC au cours d'une expérience stressante, basée sur l'algorithme de segmentation KS, afin de déterminer les segments stationnaires, ainsi que l'application de l'algorithme ReliefF pour la sélection des caractéristiques, semble être simple, plus précise et plus facile à mettre en œuvre. Selon nos résultats en utilisant le procédé hybride proposé, nous pouvons confirmer la corrélation entre le rapport LF/HF et la balance sympatho-vagale au cours de la période de stress. Aussi, nous pouvons proposer comme perspective un travail avec un peu plus de détails concernant la relation entre le stress et certaines mesures non linéaires, par exemple la fluctuation détendancée avec fluctuations de court terme pour les bons résultats obtenus. Cette étude peut aider à relier le comportement du SNA à des situations de stress correspondantes.

Chapitre 5

Détection des micro-éveils pendant le sommeil

5.1 Introduction

Il y a beaucoup de scénarios où plusieurs détecteurs doivent être fusionnés afin d'améliorer leur performance individuelle [208-211]. En général, l'entrée d'un détecteur unique est un vecteur de mesures (vecteur d'observation ou de caractéristique) traitées pour obtenir une statistique scalaire à comparer à un seuil, en obtenant ainsi une décision binaire. Ensuite, la fusion de détecteurs peut être faite à trois niveaux différents : des mesures, des statistiques ou des décisions. Trouver des fonctions de fusion optimales devient plus simple lorsque nous allons de niveau des mesures au niveau des décisions, mais un prix est payé à travers la perte des informations. Par conséquent, la fusion au niveau des statistiques (intermédiaire) devient donc un compromis raisonnable. D'une part, le nombre de variables à fusionner est réduit au nombre de détecteurs disponibles ; d'autre part, elle permet d'éviter la perte d'information après le seuillage. Habituellement, la statistique est appelée "score".

Nous présentons dans ce chapitre une nouvelle méthode d'estimation des paramètres de l'intégration alpha, cette méthode repose sur la minimisation de la probabilité d'erreur (MPE), avec l'utilisation de l'algorithme Gradient pour fusionner les scores correspondant aux différents détecteurs (deux hypothèses). Nous avons adapté l'intégration alpha au contexte de détection. Dans l'application, des données réelles sont incluses, dans ce cas, l'analyse automatique des enregistrements de l'électrocardiogramme (en particulier la VRC) et l'EEG était fournie dans le but de reproduire les détections de micro-éveils validées par un expert médical pendant le sommeil. Ce cas est représentatif de scénarios dans lesquels la probabilité d'erreur doit être minimisée. La performance supérieure générale de l'intégration alpha vérifie l'intérêt d'optimiser les paramètres de fusion.

5.2 Le sommeil et ses troubles

En milieu hospitalier, le sommeil humain est généralement divisé en plusieurs stades [212]: i) le stade 0 : l'éveil, ii) les stades 1-4 : sommeil sans mouvements oculaires rapides (NREM), qui est classé en quatre stades dans l'ordre croissant de profondeur, c.-à-d, c'est difficile de réveiller le dormeur dans le 4^{ème} stade ; et iii) le stade 5 : le sommeil avec mouvements oculaires rapides (REM, aussi connu comme le sommeil paradoxal). La séquence de ces étapes peut être utilisée pour diagnostiquer différents troubles du sommeil, des maladies (dépression par exemple), et des problèmes de toxicomanie.

L'enregistrement des différents stades de sommeil correspondant à une période donnée est appelé hypnogramme. Les hypnogrammes sont généralement obtenus de manière non automatique, par une inspection visuelle d'un expert de la Polysomnographie (PSG), un ensemble d'ECG et d'EEG et d'autres données biologiques provenant du patient endormi. La Figure 5.1 [212] montre deux échantillons d'hypnogrammes, un exemple à partir d'un sujet sain (Figure 5.1.a) et l'autre à partir d'un patient atteint un trouble du sommeil (Figure 5.1.b). L'hypnogramme du patient est différent de celle du sujet sain de plusieurs façons :

- (i) Le cycle de sommeil est très différent de celle d'un sujet sain ;
- (ii) On ne trouve pas le sommeil paradoxal dans l'hypnogramme, qui est lié à la narcolepsie ;
- (iii) Il y avait plusieurs courtes périodes d'éveil pendant la nuit.

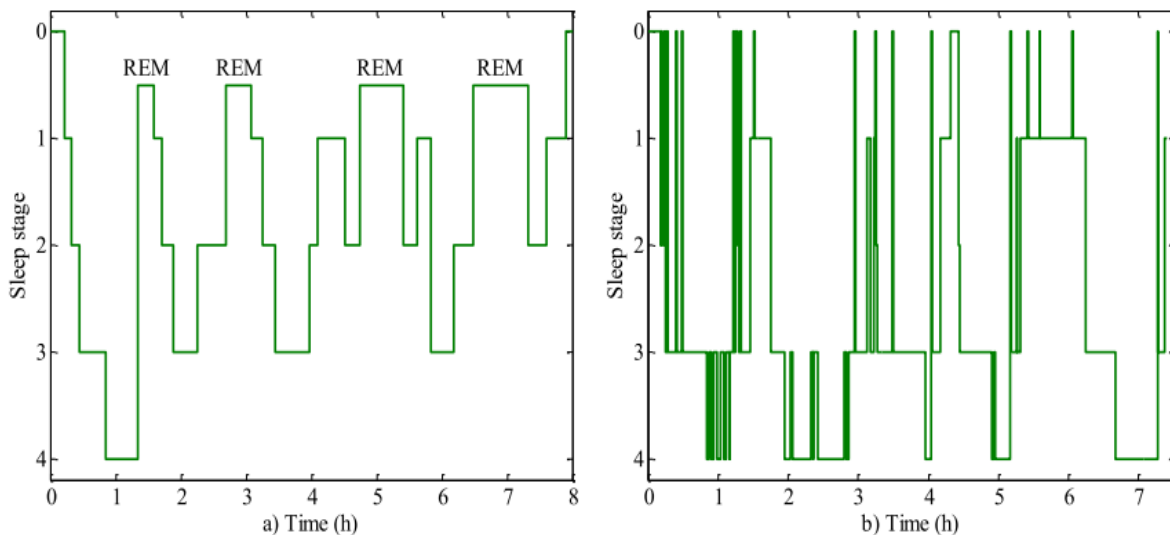


Figure 5.1 : Deux hypnogrammes couvrant tous les stades de sommeil (stades 1-4, le REM et l'éveil) : a) sujet sain, b) patient avec un trouble du sommeil. En raison de sa nature, le sommeil REM est généralement placé entre 0 et 1[212].

Une importance particulière est la détection de très courtes périodes d'éveil [213], également appelées micro-éveils, puisque leur taux d'apparition peut aider au diagnostic de l'apnée et l'épilepsie. Les micro-éveils apparaissent dans l'hypnogramme comme de courtes périodes dans le stade 0, comme nous pouvons les voir sur la Figure 5.1.b. Il y a eu quelques progrès vers l'automatisation de l'hypnogramme [214], mais un système totalement automatique reste un défi majeur [212]. Dans cette étude, nous montrons une application

pratique des méthodes proposées pour la détection automatique de micro-éveils en données réelles de patients souffrant d'apnée.

5.3 L'algorithme de base de l'intégration alpha

Ici, nous fournissons un aperçu sur l'intégration alpha, pour plus de détails voir [218]. L'intégration de données sensorielles est une tâche importante dans le cerveau humain pour le traitement multimodal ainsi que dans l'apprentissage automatique pour le traitement multisensoriel. L'intégration alpha a été proposée par Amari [6] comme un moyen de mélange des multiples mesures positives, fournissant une intégration optimale dans le sens de la minimisation de la divergence alpha. Dans l'intégration alpha, la valeur α détermine les caractéristiques de l'intégration et le vecteur de pondération w affecte le degré d'importance de chaque mesure.

Considérons deux mesures positives de variable aléatoire x , notées $\mathbf{m}_1(x) > \mathbf{0}$ et $\mathbf{m}_2(x) > \mathbf{0}$ pour $i = 1, 2$. La moyenne alpha [218] est une famille d'un seul paramètre des moyennes, définie par :

$$\tilde{\mathbf{m}}_\alpha(x) = f_\alpha^{-1} \left(\frac{1}{2} \{f_\alpha(\mathbf{m}_1(x)) + f_\alpha(\mathbf{m}_2(x))\} \right) \quad 5.1$$

Où $f_\alpha(\cdot)$ est une fonction monotone différentiable donnée par :

$$f_\alpha(z) = \begin{cases} z^{\frac{1-\alpha}{2}}, & \alpha \neq 1. \\ \log z, & \alpha = 1. \end{cases} \quad 5.2$$

La moyenne alpha comprend diverses moyennes comme des cas particuliers. Pour $\alpha = -1, 1, 3, \infty$ ou $-\infty$, la moyenne α devient moyenne arithmétique, moyenne géométrique, moyenne harmonique, minimale ou maximale, respectivement. La valeur du paramètre α reflète les caractéristiques de l'intégration.

L'intégration alpha est une généralisation de la moyenne alpha à des d sources positives multiples, $\mathbf{m}_1(x), \dots, \mathbf{m}_d(x)$ avec des poids $\mathbf{w} = [\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_d]$. L'intégration alpha de $\mathbf{m}_i(x)$, $i = 1, \dots, d$, avec des poids \mathbf{w}_i est défini par :

$$\tilde{\mathbf{m}}(x) = f_\alpha^{-1} \left(\sum_{i=1}^M \mathbf{w}_i f_\alpha(\mathbf{m}_i(x)) \right) \quad 5.3$$

Où $w_i > 0$ pour $i = 1, \dots, d$ et $\sum_{i=1}^M w_i = 1$.

Compte tenu des mesures positives $m_i(x)$, $i = 1, \dots, d$, l'objectif de l'intégration est de chercher leur moyenne pondérée, $\tilde{m}(x)$ Qui est aussi proche de chacune des mesures que possible. Il a été montré que l'intégration alpha $\tilde{m}(x)$ est optimale dans la mesure où la fonction de risque :

$$\phi_\alpha[\tilde{m}(x)] = \sum_{i=1}^M w_i \cdot D_\alpha[m_i(x) \mid \tilde{m}(x)] \quad 5.4$$

est minimisée, où $D_\alpha[m_i(x) \mid \tilde{m}(x)]$ est la divergence alpha de $\tilde{m}(x)$ à partir des mesures $m_i(x)$ [218].

5.3.1 Apprentissage des paramètres de l'intégration alpha

L'intégration alpha optimale a la forme [218] :

$$\tilde{m}(x) = \begin{cases} \left\{ \sum_i w_i m_i(x)^{\frac{1-\alpha}{2}} \right\}^{\frac{2}{1-\alpha}}, & \alpha \neq 1. \\ \exp \{ \sum_i w_i \log m_i(x) \}, & \alpha = 1. \end{cases} \quad 5.5$$

qui est dérivé en appliquant le calcul des variations pour résoudre l'équation $\frac{\partial \phi_\alpha[\tilde{m}(x)]}{\partial \tilde{m}(x)} = 0$ pour $\tilde{m}(x)$, où $\phi_\alpha[\tilde{m}(x)]$ est la forme de l'équation 5.4.

Soit $m_i(x_k)$ la $i^{\text{ème}}$ mesure pour x_k , où $i = 1, \dots, d$ et $k = 1, \dots, N$, avec le nombre de cibles S_N , ($S_N \ll N$). Si nous considérons la cible vraie des valeurs t_j (les valeurs intégrées), ou $j = 1, \dots, S_N$, la fonction objective à minimiser pour α et w , $\Phi(\alpha, w)$ est simplement défini comme :

$$\Phi(\alpha, w) = \frac{1}{S_N} \sum_{j=1}^{S_N} (t_j - \tilde{m}(x_j))^2 \quad 5.6$$

5.3.1.a) Règle de mise à jour pour α .

Pour apprendre α , la dérivée de l'équation 5.6 par rapport à α est calculée :

$$\frac{\partial \Phi(\alpha, w)}{\partial \alpha} = -\frac{2}{S_N} \sum_i (t_j - \tilde{m}(x_j)) \frac{\partial \tilde{m}(x_j)}{\partial \alpha} \quad 5.7$$

Où :

$$\frac{\partial \tilde{m}(x)}{\partial \alpha} = \frac{2\tilde{m}(x)}{1-\alpha} \left\{ \frac{\log(\sum_i w_i f_\alpha(m_i(x)))}{1-\alpha} + \frac{\sum_i w_i \frac{\partial f_\alpha(m_i(x))}{\partial \alpha}}{\sum_i w_i f_\alpha(m_i(x))} \right\} \quad 5.8$$

Et

$$\frac{\partial f_\alpha(u)}{\partial \alpha} = -\frac{1}{2} \log(u) u^{\frac{1-\alpha}{2}} \quad 5.9$$

Enfin, la méthode de descente de gradient est utilisée pour la mise à jour du paramètre α comme :

$$\Delta \alpha = -\dot{\eta}_\alpha \frac{\partial \Phi(\alpha, w)}{\partial \alpha} \quad 5.10$$

Où $\dot{\eta}_\alpha$ est le taux d'apprentissage pour α . En appliquant l'équation 5.10 à plusieurs reprises jusqu'à ce que le paramètre α se converge vers un point stable, nous pouvons trouver la valeur optimale pour α .

5.3.1.b) Règle de mise à jour pour w

Afin d'apprendre w , la dérivée de l'équation 5.6 par rapport à w est calculée. Comme dans la règle de mise à jour pour α , chaque élément détecteur de gradient $\frac{\partial \Phi(\alpha, w)}{\partial w}$ est obtenu par :

$$\frac{\partial \Phi(\alpha, w)}{\partial w_i} = -\frac{2}{S_N} \sum_i (t_j - \tilde{m}(x_j)) \frac{\partial \tilde{m}(x_j)}{\partial w_i} \quad 5.11$$

Où :

$$\frac{\partial \tilde{m}(x)}{\partial w_i} = \begin{cases} \frac{2}{1-\alpha} \left(\frac{\tilde{m}(x) f_\alpha(m_i(x))}{\sum_k w_k f_\alpha(m_k(x))} \right), & \alpha \neq 1. \\ \tilde{m}(x) \log m_i(x), & \alpha = 1. \end{cases} \quad 5.12$$

Ensuite, comme précédemment, la règle de mise à jour est :

$$\Delta w = -\dot{\eta}_w \frac{\partial \Phi(\alpha, w)}{\partial w} \quad 5.13$$

Où η_w est le taux d'apprentissage pour w . Après chaque itération, le vecteur de poids doit être renormalisé de sorte que la somme est égale à 1. Comme précédemment, nous pouvons appliquer l'équation 5.13 jusqu'à ce que le paramètre w se converge.

5.4 Méthode proposée : Estimation des paramètres de l'intégration alpha par MPE

Il existe des applications où il est préférable de réduire la probabilité d'erreur P_e au minimum (par exemple, la probabilité de sélection d'une hypothèse fausse). Ceci est un critère classique de la transmission numérique, où une erreur se produit chaque fois qu'un symbole « 1 » est déterminé à la réception, tandis que le symbole émis est « 0 » ou vice versa. Ainsi, P_e devient la figure essentielle du mérite pour la performance du système de communication numérique. Il y a d'autres domaines où la minimisation de P_e d'un détecteur est l'objectif d'optimisation appropriée. L'un d'eux est le diagnostic médical automatique. Souvent longs enregistrements des biosignaux (ECG, EEG,...) doivent être analysés visuellement par l'expert médical pour détecter la présence éventuelle de certains événements prédéfinis dans les signaux. La quantité et le séquençage de ces événements peuvent aider le diagnostic de pathologies. Cette tâche peut accélérer de façon spectaculaire par le remplacement de l'expert par un détecteur automatique. Dans ce type de problème, l'objectif est de reproduire les détections de l'expert, qui sont considérées comme détections correctes, autant que possible. Ainsi minimisant P_e est la meilleure option.

Dans cette section, nous montrons la mise en œuvre d'un détecteur automatique qui intègre deux scores correspondant aux différentes modalités (EEG et VRC). Nous proposons une nouvelle méthode d'estimation des paramètres de l'intégration alpha, elle est plus appropriée pour ce genre de scénarios : le critère de la probabilité d'erreur minimale (MPE). Toutes les étapes suivies dans cette partie sont représentées dans le diagramme suivant.

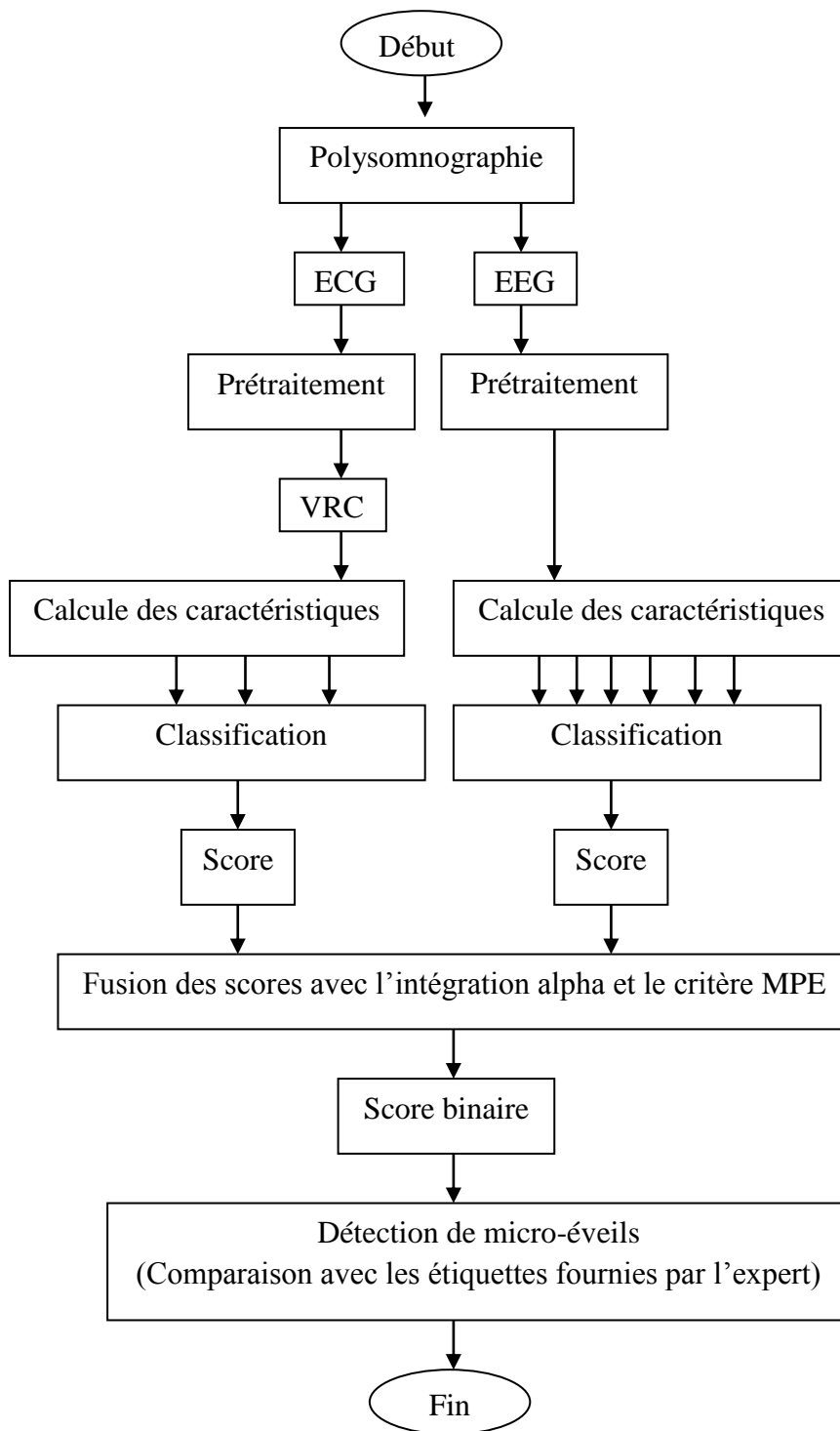


Figure 5.2 : L'organigramme général de la méthode proposé.

Dans un scénario de détection, il faut choisir entre deux hypothèses H_0 et H_1 . Supposons que nous avons d différents détecteurs travaillant sur les mêmes hypothèses et que chacun contribue avec un score i , d'une manière que les valeurs plus élevées de score jouent en faveur de la sélection de H_1 et vice versa. Supposons que nous avons un ensemble de

couples $\{S^j, y^j\}$, $j=1, \dots, N$ où $\mathbf{S}^j = [S_1^j, \dots, S_i^j, \dots, S_d^j]^T$ est le vecteur des scores fournis par les détecteurs et y^j est la décision binaire connue correspondante ($y^j = 1$ si H1 est vrais et $y^j=0$ si H0 est vrais). La minimisation de la \mathbf{P}_e est équivalente à la maximisation de la probabilité de prendre des décisions correctes dans l'ensemble des couples $\{S^j, y^j\}$, $j=1, \dots, N$.

Nous appelons \mathbf{P}_c^j la probabilité de prendre une décision correcte à partir des scores fusionnés $\mathbf{s}_\alpha(S^j)$, elle peut être exprimée sous la forme :

$$\mathbf{P}_c^j = P(y^j = 1/s_\alpha(S^j))^{y_j} \cdot P(y^j = 0/s_\alpha(S^j))^{1-y_j} \quad 5.14$$

Nous supposons que les scores à fusionner sont normalisés et calibrés [219,220], de sorte que nous pouvons considérer que $P(y^j = 1/s_i^j) = s_i^j$, $i = 1, \dots, d$. Par conséquent, après l'intégration alpha, nous obtiendrons $P(y^j = 1/s_\alpha(S^j)) = s_\alpha(S^j)$. Alors, en remplaçant dans l'équation 5.14 :

$$\mathbf{P}_c^j = s_\alpha(S^j)^{y_j} (1 - s_\alpha(S^j))^{1-y_j} \quad 5.15$$

Appelons \mathbf{P}_c la probabilité de prendre des décisions correctes dans l'ensemble de couples $\{S^j, y^j\}=1, \dots, N$. Si les mesures sont indépendantes pour différentes valeurs de l'indice j , nous pouvons écrire :

$$\mathbf{P}_c = \prod_{j=1}^N \mathbf{P}_c^j = \prod_{j=1}^N s_\alpha(S^j)^{y_j} (1 - s_\alpha(S^j))^{1-y_j} \quad 5.16$$

Enfin, en prenant les logarithmes dans l'équation 5.16 et après le changement du signe, nous définissons la fonction de coût à minimiser avec le critère MPE :

$$-\ln \mathbf{P}_c = -\sum_{j=1}^N \left\{ y_j \ln(s_\alpha(S^j)) + (1 - y_j) \ln(1 - s_\alpha(S^j)) \right\} \quad 5.17$$

D'un autre côté, il est important de prouver que notre fonction de coût est convexe. Nous savons que si $f(x)$ est une fonction deux fois dérivable sur $[a, b]$ alors $f(x)$ est convexe si, et seulement si $f''(x) \geq 0$ sur $[a, b]$ [19]. Si nous considérons $f(x) = -\ln(x)$, nous avons $f''(x) = 1/x^2 > 0$ pour $x \in [0, \infty]$, de sorte que $-\ln(x)$ est strictement convexe sur l'intervalle $[0, \infty]$. Après, nous pouvons utiliser la propriété d'ajouter deux fonctions logarithmiques convexes afin d'obtenir une fonction de coût convexe [19].

La minimisation peut être effectuée par un algorithme de gradient par le calcul des dérivées nécessaires,

$$\frac{\partial(-\ln P_c)}{\partial \alpha} = -\sum_{j=1}^N \left(\frac{y^j}{s_\alpha(S^j)} - \frac{1-y^j}{1-s_\alpha(S^j)} \right) \frac{\partial s_\alpha(S^j)}{\partial \alpha} \quad 5.18a$$

$$\frac{\partial(-\ln P_c)}{\partial w_i} = -\sum_{j=1}^N \left(\frac{y^j}{s_\alpha(S^j)} - \frac{1-y^j}{1-s_\alpha(S^j)} \right) \frac{\partial s_\alpha(S^j)}{\partial w_i} \quad 5.18b$$

Où $\frac{\partial s_\alpha(S^j)}{\partial \alpha}$ est calculé en utilisant les équations 5.8 et 5.9, et $\frac{\partial s_\alpha(S^j)}{\partial w_i}$ est calculé en utilisant l'équation 5.12. Par conséquent, l'algorithme de gradient comme celui dans les équations 5.10 et 5.13 peuvent être réalisés avec ces nouveaux dérivés pour obtenir les paramètres de MPE. En outre, nous avons prouvé que l'équation 5.17 de la fonction de coût est une fonction convexe, donc les équations 5.10 et 5.13 convergent toujours vers un optimum global, cette convergence est claire dans les exemples de la Figure 5.3.

Avec ces paramètres estimés, si nous considérons un vecteur $\mathbf{s} = [s_1, \dots, s_i, \dots, s_d]^T$ de scores, nous sommes capables de calculer le score intégré $s_\alpha(\mathbf{s})$. Puis nous mettons en œuvre le test qui rend la décision finale dans une forme compatible avec l'objectif essentiel de minimiser P_e . Il est bien connu dans la théorie de détection [197], que le détecteur optimal qui minimise P_e , à partir (dans ce cas) l'observation $s_\alpha(\mathbf{s})$ est obtenue par le test :

$$\begin{array}{c} \mathbf{H1} \\ P(\mathbf{y} = \mathbf{1}/s_\alpha(\mathbf{s})) \underset{\mathbf{H0}}{\overset{\mathbf{H1}}{>}} P(\mathbf{y} = \mathbf{0}/s_\alpha(\mathbf{s})) \\ \mathbf{H0} \end{array} \quad 5.19$$

Mais $P(\mathbf{y} = \mathbf{0}/s_\alpha(\mathbf{s})) = 1 - P(\mathbf{y} = \mathbf{1}/s_\alpha(\mathbf{s}))$ donc l'équation 5.19 est équivalente à :

$$\begin{array}{c} \mathbf{H1} \\ P(\mathbf{y} = \mathbf{1}/s_\alpha(\mathbf{s})) \underset{\mathbf{H0}}{\overset{\mathbf{H1}}{>}} \frac{1}{2} \\ \mathbf{H0} \end{array} \quad 5.20$$

Et comme nous avons supposé que $P(\mathbf{y} = \mathbf{1}/s_\alpha(\mathbf{s})) = s_\alpha(\mathbf{s})$, alors le test MPE sera :

$$\begin{array}{c} \mathbf{H1} \\ (s_\alpha(\mathbf{s})) \underset{\mathbf{H0}}{\overset{\mathbf{H1}}{>}} \frac{1}{2} \\ \mathbf{H0} \end{array} \quad 5.21$$

5.5 Base de données utilisée et prétraitement

Quatre enregistrements de 8 heures ont été examinés pour l'expérience, chacun provenant d'un patient d'apnée différent. Ces enregistrements ont été lancés par Zalazar et al. [215], et ce travail a été limité à l'utilisation uniquement de l'EEG, dans le présent travail nous étendons les travaux précédents en considérant plusieurs sujets et nous essayons de fusionner deux modalités (VRC et EEG) afin de détecter les micro-éveils. Les enregistrements et leurs hypnogrammes de référence respectifs ont été obtenus par un expert à l'aide de procédures conventionnelles entre l'Université Polytechnique de Valencia (Espagne) présenté par le Groupe de Traitement de Signal et l'Hôpital La-Fe de Valencia (Espagne). Nos classifications automatiques seront comparées avec les classifications non automatisées de l'expert, que nous supposons être la vérité terrain.

La PSG enregistrée était composée de 24 canaux, réparties sur : l'EEG, l'ECG, et d'autres caractéristiques physiologiques. Pour cette expérience, cependant, seuls les canaux d'EEG et de l'ECG ont été échantillonnés à 256 Hz. En ce qui concerne le prétraitement, pour le signal EEG, nous avons choisi d'utiliser la même procédure des études précédentes [215,212] donc deux filtres ont été employés, un filtre passe-bande de Butterworth d'ordre 6 avec une bande de fréquence comprise entre 0,2 et 70 Hz, puis un filtre coupe-bande à 50 Hz pour supprimer le bruit de ligne.

Pour le prétraitement des signaux ECG, nous avons suivi la même procédure présentée dans le 4^{ème} chapitre, un filtre passe-bande à phase linéaire numérique FIR avec une fenêtre de Hamming, une bande de fréquence comprise entre 3 et 40 Hz est utilisé [186] pour réduire le décalage de la ligne de base ainsi que l'élimination des hautes fréquences qui ne contribuent pas à la détection des complexes QRS. L'extraction des pics R, et la correction des artéfacts de l'ECG ont été effectuées en utilisant ARTiiFACT [187]. Après l'obtention des signaux VRC, l'étape suivante sera l'extraction des caractéristiques de chaque signal (VRC et EEG).

5.6 Extraction et classification des caractéristiques

Pour le signal VRC, une interpolation spline cubique est adoptée et la fréquence de ré-échantillonnage du signal interpolé est $F_s = 4$ Hz [189]. Comme il a été mentionné dans le

2^{ème} chapitre, section 2.5.4-a), les DSPs du signal VRC contenant le syndrome d'apnée du sommeil, ont des composants de basse fréquence (LF) plus intenses que celle des signaux normaux [216], ce qui nous motive réellement à choisir le rapport LF/HF comme première caractéristique, deux autres caractéristiques typiques ont été également utilisées, la moyenne et l'écart-type des intervalles, voir le chapitre 2 pour plus de détails sur ces caractéristiques. Alors que ces 3 caractéristiques ont été calculées pour chaque époque de 30s, suivant la même période classifiée par l'expert. Concernant la classification des trois caractéristiques du signal VRC, et afin d'obtenir un seul score pour chaque époque nous avons utilisé le classificateur des moindres carrés des machines à vecteurs de support (LS-SVM) qui sont des reformulations de SVM standard. Le classificateur LS-SVM est étroitement lié aux réseaux de régularisation et les processus de Gauss, mais en plus exploitent les interprétations de la théorie de l'optimisation [217].

De l'autre côté les signaux EEG filtrés ont été divisés à des périodes de 1-3 s, pour chaque époque (256 à 768 échantillons), sans chevauchement [215,212], et six caractéristiques ont été calculées à chaque époque. Ensuite, nous avons calculé la moyenne de ces caractéristiques pour chaque segment de 30 s. Les six caractéristiques extraites à partir des signaux EEG sont : L'amplitude moyenne, l'amplitude maximale, la fréquence centroïde, le rapport des fuseaux «Spindles», l'index des ondes lentes alpha (ASI) et l'index des ondes lentes Theta (STI). Pour plus de détails de ces caractéristiques et leurs équations, voir la section 2.5.4 b), du 2^{ème} chapitre. En ce qui concerne la classification des caractéristiques du signal EEG, nous avons appliqué un classificateur séquentiel d'analyse en composantes indépendantes avec le mélange des modèles (SICAMM), qui a été récemment développé [215] avec l'application à des signaux d'EEG (seulement 2 patients) similaires à ceux utilisés dans cette thèse. Essentiellement, SICAMM est un processeur bayésien séquentiel où les densités de probabilités sous-jacentes sont des mélanges d'éléments indépendants. Le choix de ce classificateur a été fait après les bons résultats obtenus par l'étude précédente et aussi pour l'opportunité de faire une comparaison des résultats.

Pour l'étape de la classification, la première moitié des données a été utilisée pour estimer les paramètres de chaque méthode (LS-SVM, SICAMM) sous une forme supervisée pour chaque époque de 30 secondes. Par conséquent, la classification ne prendra en considération que deux étiquettes fournies par l'expert : 1) classe 1 correspond aux stades de

sommeil réel (NREM et REM) ; et 2) classe 2 correspond aux micro-éveils (c.-à-d, le stade 0 de l'hypnogramme), tandis que la deuxième moitié a été consacrée pour le test de chaque modalité (VRC et EEG) séparément. Les scores obtenus à partir de l'EEG et la VRC sont normalisés et étalonnés avant l'étape de fusion avec l'intégration alpha [219,220] donc à la sortie de ces deux classificateurs nous obtiendrons un score compris entre 0 et 1 et qui décrit la possibilité d'une détection de micro-éveil pour chaque époque. Les caractéristiques principales sont incluses dans le tableau suivant.

Tableau 5.1 : Les caractéristiques de la classification.

Patient	Taille d'échantillon pour l'apprentissage (Nombre d'époques de 30 secondes)			Taille d'échantillon pour le test (Nombre d'époques de 30 secondes)		
	Classe 1	Classe 2	Somme	Classe 1	Classe 2	Somme
Sujet 1	302	133	435	292	142	434
Sujet 2	313	85	398	290	108	398
Sujet 3	418	65	483	451	32	483
Sujet 4	416	29	445	405	40	445

5.7 Fusion des scores basée sur l'intégration alpha

Nous examinons le critère MPE dans l'estimation des paramètres de l'intégration alpha. En particulier, nous voulons construire une détection automatique des éveils pendant le sommeil, de façon que leur fréquence d'apparition soit liée à la présence de l'apnée et l'épilepsie.

Les deux scores obtenus à la sortie de ces deux classificateurs sont utilisés comme des entrées pour notre algorithme de fusion. Nous voulons reproduire les détections manuelles fournies par l'expert autant que possible ; alors chaque divergence avec l'expert sera considérée comme une erreur, et la probabilité d'erreur doit être réduite au minimum. Par conséquent, les décisions correspondantes aux modalités EEG et VRC sont obtenues en introduisant respectivement le score de l'EEG et le score de la VRC dans le test de l'équation 5.21. D'autre part, nous avons utilisé le critère MPE pour estimer les paramètres d'intégration alpha, et le score intégré alpha est également pris en compte dans le test (voir l'équation 5.21) pour générer des décisions.

5.8 Résultats et discussions

Tout d'abord, nous apprenons les paramètres de l'algorithme alpha à partir de l'ensemble de la première moitié des échantillons.

Nous montrons les résultats de l'apprentissage simultanés des paramètres α et w_i pour le cas du sujet 1 sur la Figure 5.3. Sur la base des expériences répétées avec des valeurs cibles générées au hasard, nous avons confirmé qu'il n'y a pas de différence significative sur le taux de convergence, lorsque des paramètres différents ont été utilisés. En outre, les taux d'apprentissage pour α et w_i doivent avoir des échelles différentes, qui sont 0,5 et 0,00005, respectivement.

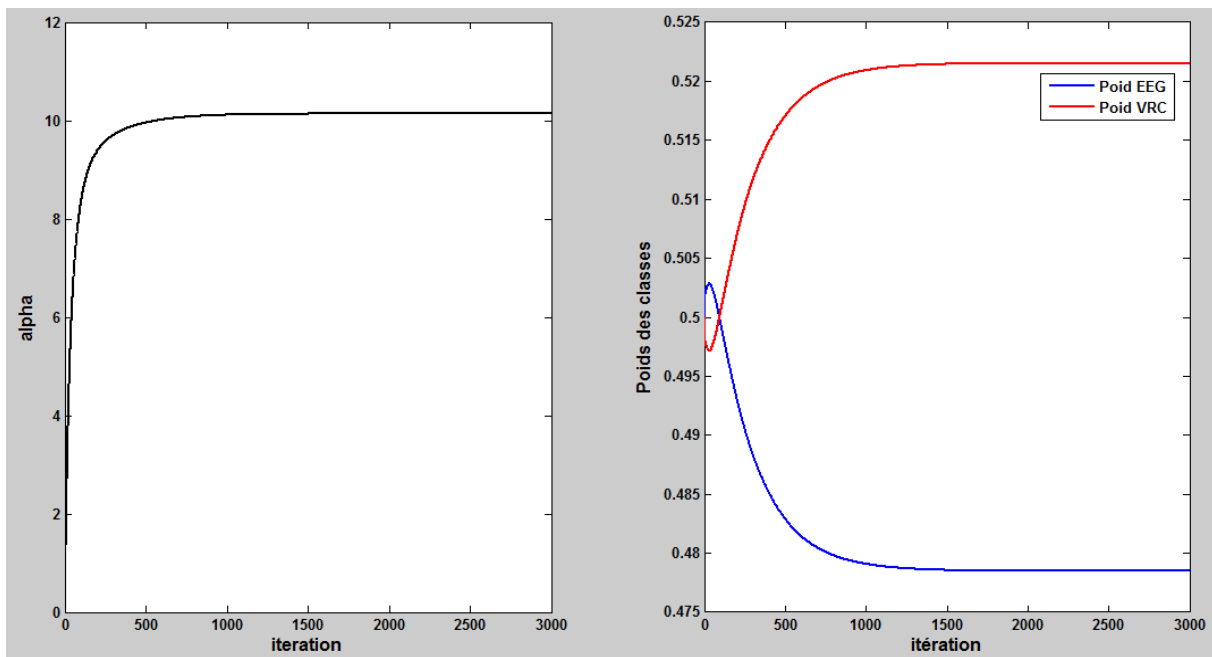


Figure 5.3 : Apprentissage des paramètres α et w_i pour le cas du sujet 1.

La Figure 5.3 montre l'évolution des valeurs de paramètres α et w_i au cours du temps. Les paramètres commencent à partir de 0 et [0,5, 0,5]. Comme l'algorithme d'apprentissage met à jour les paramètres, ils convergent vers les valeurs, 10,13 et [0,4785, 0,5215], respectivement. Cependant, l'erreur quadratique moyenne diminue et elle se converge vers la valeur 0,1089 comme le montre la Figure 5.4.

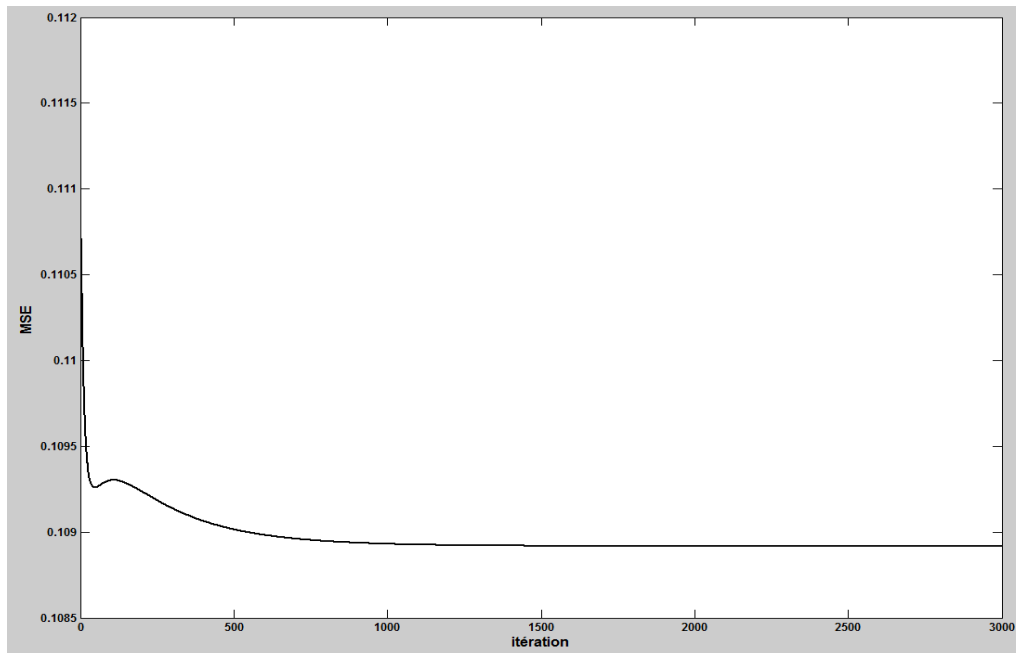


Figure 5.4 : L'erreur quadratique moyenne entre le score binaire et la décision de l'expert pour le cas du sujet 1.

Le côté gauche du Tableau 5.2 montre les résultats en termes de pourcentage de décisions correctes qui coïncident avec les décisions de l'expert pour les trois cas possibles : scores isolés obtenus à partir des signaux VRC, scores isolés obtenues à partir des signaux EEG, et des scores dérivés de l'intégration alpha des deux signaux, nous mentionnons ici que nous avons suivi la même procédure présentée dans [215] pour l'obtention des scores EEG avec le classificateur SICAMM, afin de pouvoir faire une comparaison entre les résultats. Les paramètres de l'intégration alpha estimés avec le critère MPE sont indiqués sur le côté droit du Tableau 5.2. Nous voyons que des améliorations après l'intégration alpha apparaissent chez les sujets 1, 2 et 3 ; le pourcentage correspondant à l'objet 4 est le même que celui obtenu avec le score isolé de la VRC, qui semble correspondre au meilleur score dans ce cas. En outre, les poids sont clairement déséquilibrés en faveur de la VRC dans le sujet numéro 4. Dans tous les cas, nous notons que l'intégration alpha donne une performance qui est au moins aussi bonne que la meilleure performance individuelle. Ainsi, même dans le cas d'absence d'amélioration, l'intégration alpha est en mesure de "sélectionner" le meilleur détecteur automatique entre les deux disponibles. À l'aide des deux colonnes jaunes du Tableau 5.2 nous pouvons également faire une comparaison entre nos résultats et le travail qui a été déjà fait en [215] présenté par le pourcentage de la précision des scores EEG. Il est clair

que nos résultats sont plus performants et ils nous donnent plus de chance de coïncider sur la décision de l'expert.

Tableau 5.2 : (À gauche) Pourcentage des décisions correctes correspondant aux scores de l'EEG, scores de la VRC et scores de l'intégration alpha. (À droite) Estimation des paramètres de l'intégration alpha avec le critère MPE.

Patient	Précision % EEG	Précision % VRC	Précision % Intégration alpha	Paramètres		
				Alpha (α)	Poids (w_i)	
					EEG	VRC
Sujet 1	78.60	80.55	84.93	10.1383	0.4785	0.5215
Sujet 2	77.39	74.37	77.51	17.0254	0.5552	0.4448
Sujet 3	89.13	90.48	91.72	10.158	0.5786	0.4214
Sujet 4	80.45	93.93	93.93	96.0269	0.2009	0.7991

5.9 Conclusion

Nous avons présenté une nouvelle méthode pour la fusion des scores obtenus à partir de différents détecteurs à base de l'intégration alpha. Elle est une généralisation de règles simples qui permettent le raccord optimal des paramètres. Un critère d'optimalité a été envisagé : MPE, met l'accent sur la réduction de la probabilité d'erreur. Une nouvelle fonction de coût est définie, cette fonction est le négatif du logarithme de la probabilité des réponses correctes.

Enfin, le cas de données réelles a été considéré, dans le domaine de l'analyse automatique des enregistrements médicaux pour reproduire les décisions manuelles prises par l'expert médical, de sorte que le meilleur critère est le MPE. Nous avons présenté l'analyse théorique, y compris les calculs de gradient, et l'intégration alpha basée sur MPE. La méthode a été appliquée dans la fusion de deux partitions, respectivement obtenues à partir des enregistrements EEG et ECG. Le problème est la détection automatique des éveils pendant le sommeil. Les expériences dans quatre sujets ont illustré l'intérêt potentiel du critère MPE avec l'intégration alpha dans ces types de problèmes.

Conclusion générale

Conclusion générale

Dans cette thèse, nous avons abordé trois problèmes différents afin de développer de nouvelles techniques et méthodes pour l'analyse de la VRC. Ces techniques nous ont permis d'utiliser plusieurs outils dans le but d'améliorer les performances d'analyse vis-à-vis des algorithmes existants dans la littérature. Toutes les étapes des algorithmes proposés ont été élaborées en utilisant des stratégies hybrides de traitement de signal.

Initialement, quelques généralités sur l'électrophysiologie du cœur et le SNA ayant trait à nos travaux ont été présentées telles que l'anatomie et la fonction du cœur humain, l'électrocardiogramme, le système nerveux autonome, la balance sympatho-vagale et la relation entre le stress et le SNA. Ensuite, la partie théorique de l'analyse de la variabilité du rythme cardiaque a été introduite, nous avons parlé de l'état de l'art et l'origine de la VRC, passant par une présentation des méthodes d'analyse de la VRC et finissant par l'introduction de la fusion entre le signal VRC et l'Électroencéphalogramme. L'introduction de ces concepts dans le traitement de la VRC a été motivée par le besoin de mieux comprendre les techniques présentées dans cette thèse.

Après l'état de l'art, la première méthode proposée dans cette thèse a été concentrée sur une nouvelle technique pour estimer la durée des comportements sympathique et parasympathique du SNA, ainsi que leur localisation dans le temps. Cette méthode est basée sur la division du signal VRC à des segments stationnaires modélisés par un bruit blanc gaussien. Cette localisation dans le temps est utile de lier, de façon précise, une activité spécifique à sa cause externe correspondante. En outre, cette méthode peut être utilisée, en particulier dans les problèmes psychologiques, pour observer le comportement des individus en temps réel.

Une deuxième méthode hybride est consacrée à l'étude de l'évolution des caractéristiques de la VRC au cours d'une expérience stressante, basée sur l'algorithme de segmentation KS, afin de déterminer les segments stationnaires, ainsi que l'application de l'algorithme ReliefF pour la sélection des caractéristiques. Selon nos résultats en utilisant le procédé hybride proposé, il est possible de confirmer la corrélation entre le rapport LF/HF et la balance sympatho-vagale au cours de la période de stress. Aussi, nous pouvons proposer comme perspective un travail avec un peu plus de détails concernant la relation entre le stress et certaines mesures non linéaires, par exemple l'analyse de fluctuation détendancée de court

terme pour les bons résultats obtenus. Cette étude peut aider à relier le comportement du SNA à des situations de stress correspondantes.

La dernière méthode présentée dans cette thèse est une stratégie de fusion des scores obtenus à partir des signaux VRC et EEG et elle est basée sur l'intégration alpha. C'est une généralisation de règles simples qui permettent le raccord optimal des paramètres. Un critère d'optimisation a été proposé (MPE), met l'accent sur la réduction de la probabilité d'erreur. Dans cette partie, nous avons appliqué notre méthode à des données réelles, dans le domaine de l'analyse automatique des enregistrements médicaux pour reproduire les décisions manuelles prises par l'expert médical, de sorte que le meilleur critère est le MPE. La méthode a été appliquée dans la fusion de deux partitions, respectivement obtenues à partir des enregistrements EEG et ECG. Le problème est la détection automatique des micro-éveils pendant le sommeil. Des expériences dans quatre sujets ont illustré l'intérêt potentiel du critère MPE avec l'intégration alpha dans ces types de problèmes. Également, comme perspective nous suggérons une généralisation de notre algorithme de détection à K-classes, afin de donner une souplesse et une possibilité d'application à plusieurs domaines.

Références bibliographiques

Références bibliographiques

- [1] J. R. Hampton, *L'ECG facile*, Quatrième édition, EDISEM, Maloigne, 1993.
- [2] Malmivuo, J., Plonsey, R., *Bioelectromagnetism - Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields*, Oxford University Press, New York, 1995.
- [3] Rémi DUBOIS, *Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies en électrocardiographie*, Thèse de Doctorat, université de PARIS 6, 2004.
- [4] <http://www.fedecardio.org/votre-coeur/anatomie/fonctionnement-du-coeur>
- [5] Belkheiri Bachir, *ResultatsPreliminaire De La Chirurgie Cardiaque Au Chu Hassan Ii De Fes Etude A Propos Des 100 Prem Res Interventions A Coeur Ouvert*, Thèse de Doctorat, Université de FES, 2013.
- [6] Amari, S, "Integration of stochastic models by minimizing α -divergence", *Neural Computation*, Vol.19, pp.2780–2796, 2007.
- [7] M.R. Franz, K. Bargheer, W. Rafflenbeul, A. Haverich et P. Litchtlen, "Monophasic action potential mapping in human subjects with normal electrocardiograms : direct evidence for the genesis of the T wave", *Circulation*, Vol.75:379386,1987.
- [8] F.H. Martini, *Fundamentals of Anatomy and Physiology*, 7th edition, Pearson, 2006.
- [9] John G. Webster, *Medical Instrumentation - Application and Design*, 3rd edition, 1998.
- [10] D. C. Randall and Y. M. El-Wazir, *ECG Interpretation*, Hayes Barton Press, 2004.
- [11] <http://www.nobelprize.org/educational/medicine/ecg/ecg-readmore.html>
- [12] Portet, F, *Pilotage d'algorithmes pour la reconnaissance en ligne d'arythmies cardiaques*, Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, 2005.
- [13] R. Hainsworth, *Physiology of the cardiac autonomic system*, In Clinical guide to cardiac autonomic tests edited by M. Malik, Kluwer Academic Publishers, London, 1998.
- [14] Aaron I Vinik, "The conductor of the autonomic orchestra", *Frontiers in endocrinology*, Vol. 3, pp. 71, 2012.
- [15] Dowling J.E, *Creating Mind (How The Brain Works)*, W.W. Norton & Co, New York, 1998.
- [16] Levy M.N., Martin P.J, *Neural control of the heart*, In: Berne R.M. (ed.): Handbook of Physiology, Section 2, Vol.1, Bethesda, Md: Am. Physiol. Soc., pp.581-620, 1979.
- [17] Berntson GG, Bigger JT, Jr., Eckberg DL, Grossman P, Kaufmann PG, Malik M, Nagaraja HN, Porges SW, Saul JP, Stone PH, et al, "Heart rate variability: origins, methods, and interpretive caveats", *Psychophysiology*, Vol.34(6), pp.623-648, 1997.
- [18] Billman GE, "Heart rate variability - A historical perspective", *Front Physiol*, Vol.2:86, 2011.
- [19] Niculescu, C. P., Persson, L. E, *Convex Functions and Their Applications:A Contemporary Approach*, Springer, New York, 2006.
- [20] Hon EH, "The electronic evaluation of the fetal heart rate; preliminary report", *American Journal of Obstetrics and Gynecology*, Vol.75 (6), pp.1215-1230, 1958.

- [21] Hon EH & Lee ST, "Electronic evaluation of the fetal heart rate. Viii, patterns preceding fetal death, further observations", *American Journal of Obstetrics and Gynecology*, Vol.87, pp.814-826, 1963.
- [22] Wolf S, "The end of the rope: The role of the brain in cardiac death", *Canadian Medical Association Journal*, Vol.97 (17), pp.1022-1025, 1967.
- [23] 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", *Circulation*, Vol.93 (5), pp.1043-1065, 1996.
- [24] Zulfiqar U, Jurivich DA, Gao W & Singer DH, "Relation of high heart rate variability to healthy longevity", *The American Journal of Cardiology*, Vol.105 (8), pp.1181-1185, 2010.
- [25] G.G. Berntson, J.T. Bigger Jr., D.L. Eckberg, P. Grossman, P.G. Kaufmann, M. Malik, H.N. Nagaraja, S.W. Porges, J.P. Saul, P.H. Stone, and M.W. Van Der Molen, "Heart rate variability: Origins, methods, and interpretive caveats", *Psychophysiol*, Vol.34, pp.623–648, 1997.
- [26] A. Malliani, M. Pagani, F. Lombardi, and S. Cerutti, "Cardiovascular neural regulation explored in the frequency domain", *Circulation*, Vol.84 (2), pp.482–492, 1991.
- [27] Tarvainen, M. P., Niskanen, J.-P., Lipponen, J. A., Ranta-Aho, P. O., & Karjalainen, P. A, "Kubios HRV–heart rate variability analysis software". *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, Vol.113, pp.210–220, 2014.
- [28] N.V. Thakor, J.G. Webster, and W.J. Tompkins, "Optimal QRS detector". *Med Biol Eng Comput*, Vol.21, pp.343–350, 1983.
- [29] O. Pahlm and L. Sörnmo, "Software QRS detection in ambulatory monitoring – a review", *Med Biol Eng Comput*, Vol.22, pp.289–297, 1984.
- [30] J. Pan and W.J. Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm", *IEEE Trans Biomed Eng*, Vol.32(3), pp.230–236, 1985.
- [31] P.S. Hamilton and W.J. Tompkins, "Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database", *IEEE Trans Biomed Eng*, Vol.33(12), pp.1157–1165, 1986.
- [32] G.M. Friesen, T.C. Jannett, M.A. Jadallah, S.L. Yates, S.R. Quint, and H.T. Nagle, "A comparison of the noise sensitivity of nine QRS detection algorithms", *IEEE Trans Biomed Eng*, Vol.37(1), pp.85–98, 1990.
- [33] V.X. Afonso, *ECG QRS detection*, In *Biomedical Digital Signal Processing*, chapter 12, Prentice Hall, New Jersey, 1993.
- [34] M. Merri, D.C. Farden, J.G. Mottley, and E.L. Titlebaum, "Sampling frequency of the electrocardiogram for spectral analysis of the heart rate variability", *IEEE Trans Biomed Eng*, Vol.37 (1), pp.99–106, January 1990.
- [35] G.D. Pinna, R. Maestri, A. Di Cesare, R. Colombo, and G. Minuco, "The accuracy of power-spectrum analysis of heart-rate variability from annotated RR lists generated by Holter systems", *Physiol Meas*, Vol.15, pp.163–179, 1994.

- [36] I. Daskalov and I. Christov, "Improvement of resolution in measurement of electrocardiogram RR intervals by interpolation", *Med Eng Phys*, Vol.19(4), pp.375–379, June 1997.
- [37] T. Bragge, M.P. Tarvainen, P.O. Ranta-aho, and P.A. Karjalainen, "High-resolution QRS fiducial point corrections in sparsely sampled ECG recordings", *Physiol Meas*, Vol.26(5), pp.743–751, 2005.
- [38] O. Rompelman, *Rhythms and analysis techniques*. In J. Strackee and N. Wester-hof, editors, *The Physics of Heart and Circulation*, pp.101–120, Institute of Physics Publishing, Bristol, 1993.
- [39] Peltola MA, "Role of editing of R–R intervals in the analysis of heart rate variability", *Front Physiol*, 3:148. Doi, 2012.
- [40] G. Baselli, S. Cerutti, S. Civardi, F. Lombardi, A. Malliani, M. Merri, M. Pagani, and G. Rizzo, "Heart rate variability signal processing: a quantitative approach as an aid to diagnosis in cardiovascular pathologies". *Int J Bio-Med Comput*, Vol.20, pp.51–70, 1987.
- [41] 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(8), pp.985–996, August 2000.
- [42] R.W. DeBoer, J.M. Karemaker, and J. Strackee, "Comparing spectra of a series of point events particularly for heart rate variability data", *IEEE Trans Biomed Eng*, Vol.31(4), pp.384–387, April 1984.
- [43] R.W. DeBoer, J.M. Karemaker, and J. Strackee, "Spectrum of a series of point events, generated by the integral pulse frequency modulation model", *Med Biol Eng Comput*, Vol.23, pp.138–142, March 1985.
- [44] N. Lippman, K.M. Stein, and B.B. Lerman, "Nonlinear predictive interpolation: a new method for the correction of ectopic beats for heart rate variability analysis", *J Electrocardiol*, Vol.26, pp.S14–S19, 1993.
- [45] N. Lippman, K.M. Stein, and B.B. Lerman, "Comparison of methods for removal of ectopy in measurement of heart rate variability", *Am J Physiol*, Vol.267(1), pp.H411–H418, July 1994.
- [46] J. Mateo and P. Laguna, "Analysis of heart rate variability in the presence of ectopic beats using the heart timing signal", *IEEE Trans Biomed Eng*, Vol.50(3), pp.334–343, March 2003.
- [47] E.J.M. Weber, C.M. Molenaar, and M.W. van der Molen, "A nonstationarity test for the spectral analysis of physiological time series with an application to respiratory sinus arrhythmia", *Psychophysiol*, Vol.29(1), pp.55–65, January 1992.
- [48] P. Grossman, "Breathing rhythms of the heart in a world of no steady state: a comment on Weber, Molenaar, and van der Molen", *Psychophysiol*, Vol.29(1), pp.66–72, January 1992.
- [49] D.A. Litvack, T.F. Oberlander, L.H. Carney, and J.P. Saul, "Time and frequency domain methods for heart rate variability analysis: a methodological comparison", *Psychophysiol*, Vol.32, pp.492–504, 1995.

- [50] I.P. Mitov, "A method for assessment and processing of biomedical signals containing trend and periodic components", *Med Eng Phys*, Vol.20(9), pp.660–668, 1998.
- [51] S.W. Porges and R.E. Bohrer, *The analysis of periodic processes in psychophysiological research*. In J.T. Cacioppo and L.G. Tassinary, editors, *Principles of Psychophysiology: Physical Social and Inferential Elements*, pp.708–753, Cambridge University Press, 1990.
- [52] A. Ghuran and M. Malik, "Heart rate variability - state of the art", *Cardiac Electrophysiology Review*, Vol. 3, no. 4, pp. 283–285, 1999.
- [53] J. Penaz, J. Roukenz, H.J. Vander Waal, *Spectral analysis of some spontaneous rhythms in the circulation*. In *Biokybernetik*, ed. by N. Drischel, H. Tiedt, Karl Marx University, Germany, pp. 233–241, 1968.
- [54] Sayers BMcA, "Analysis of heart rate variability", *Ergonomics*, Vol.16, pp.17–32, 1973.
- [55] Akselrod S, Gordon D, Ubel FA, Shannon DC, Barger AC & Cohen RJ, " Power spectrum analysis of heart rate fluctuation: a quantitative probe of beat to beat cardiovascular control", *Science*, Vol.213, pp.220–222, 1981.
- [56] P. Grassberger and I. Procaccia, "Characterization of strange attractors", *Phys Rev Lett*, Vol.50, pp.346–349, 1983.
- [57] G. Reiner, M. R. Belié and P. Meystre, "Optical turbulence in phase conjugate resonators," *J. Opt. Soc. Am. B* 5, pp.1193-1210, 1988.
- [58] Kamath MV & Fallen EL, "Power spectral analysis of heart rate variability, a noninvasive signature of cardiac autonomic function", *Crit Revs Biomed Eng*, Vol.21, pp.245–311, 1993.
- [59] Malliani A, Pagani M, Lombardi F & Cerutti S, "Cardiovascular neural regulation explored in the frequency domain", *Circulation*, Vol.84, pp.1482–1492, 1991.
- [60] Akselrod S, Gordon D, Madwed JB, Snidman NC, Shannon DC & Cohen RJ, Hemodynamic regulation: investigation by spectral analysis, *Am J Physiol*, Vol.249, pp.H867–875, 1985.
- [61] Marwan N, Wessel N, Meyerfeldt U, Schirdewan A, Kurths J, "Recurrence-plot-based measures of complexity and their application to heart-rate-variability data", *PhysRev E*, Vol.66 (2), 2002.
- [62] Katona PG & Jih F, "Respiratory sinus arrhythmia: noninvasive measure of parasympathetic cardiac control", *J Appl Physiol*, Vol.39, pp.801–805, 1975.
- [63] Hirsch JA & Bishop B, "Respiratory sinus arrhythmia in humans: How breathing pattern modulates heart rate", *Am J Physiol*, Vol.241, pp.H620–H629, 1981.
- [64] Pagani M, Lombardi F, Guzzetti S, Rimoldi O, Furlan R, Pizzinelli P, Sandrone G, Malfatto G, Dell'Orto S & Piccaluga E, "Power spectral analysis of heart rate and arterial pressure variabilities as a marker of sympatho-vagal interaction in man and conscious dog". *Circ Res*, Vol.59, pp.178–193, 1989.
- [65] Roach D, Sheldon A, Wilson W & Sheldon R, "Temporally localized contributions to measures of large-scale heart rate variability", *Am J Physiol*, Vol.274, pp.H1465–H1471, 1998.

- [66] Clayton R.H., Lord S.W., McComb J.M., Murray A., "Comparison of autoregressive and, Fourier transform based techniques for estimating RR interval spectra", *Computers in Cardiology*, pp. 379 -382, 1997.
- [67] H. Dabire, D. Mestivier, J. Jarnet, M.E. Safar, and N. Phong Chau. "Quantification of sympathetic and parasympathetic tones by nonlinear indexes in normotensive rats", *American Journal of Physiology*, Vol.275, pp.H1290–H1297, 1998.
- [68] G. D. Clifford, *Signal processing methods for heart rate variability*, Thèse de Doctorat, Citeseer, 2002.
- [69] G. D. Clifford, F. Azuaje, and P. McSharry, *Advanced Methods And Tools for ECG Data Analysis*, 1st ed. Artech House Publishers, 2006.
- [70] S.L. Marple, *Digital Spectral Analysis*, Prentice-Hall International, 1987.
- [71] Hinich MJ, "Testing for gaussianity and linearity of a stationary time series". *J Time Series Analysis*, Vol.3 (3), pp.169–176, 1982.
- [72] Sigl JC & Chamoun NG, "An introduction to bispectral analysis for the electroencephalogram", *J Clin Monit*, Vol.10, pp.392– 404, 1994.
- [73] Boashash B, *Time-frequency signal analysis. In Haykin S (ed) Advances in Spectrum Analysis and Array Processing*, vol I. Englewood Cliffs, New Jersey Prentice-Hall, pp.418–517, 1991.
- [74] Keselbrener L & Akselrod S, Selective discrete Fourier transform algorithm for time-frequency analysis: method and application on simulated and cardiovascular signals, *IEEE Trans Biomed Eng*, Vol.43 (8), pp.789–802, 1996.
- [75] Daubechies I, The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis, *IEEE T Inform Theory*, Vol.36, pp.961–1005, 1990.
- [76] Naidu VPS & Mahalakshmi P, "Time-Frequency Analysis of Heart rate Time Series", *Proc. IEEE Conference*, pp.215 – 218, 2004.
- [77] M. Brennan, M. Palaniswami, and P. Kamen, "Do existing measures of Poincaré plot geometry reflect nonlinear features of heart rate variability", *IEEE Trans Biomed Eng*, Vol.48 (11), pp.1342–1347, November 2001.
- [78] S. Carrasco, M.J. Caitán, R. González, and O. Yáñez, "Correlation among Poincaré plot indexes and time and frequency domain measures of heart rate variability", *J Med Eng Technol*, Vol.25 (6), pp.240–248, November/December 2001.
- [79] J.A. Richman and J.R. Moorman, "Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy", *Am J Physiol*, Vol.278, pp.H2039–H2049, 2000.
- [80] Y. Fusheng, H. Bo, and T. Qingyu, *Approximate entropy and its application in biosignal analysis*. In M. Akay, editor, *Nonlinear Biomedical Signal Processing: Dynamic Analysis and Modeling*, volume II, chapter 3, pages 72–91, IEEE Press, New York, 2001.
- [81] C.-K. Peng, S. Havlin, H.E. Stanley, and A.L. Goldberger, "Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series", *Chaos*, Vol.5, pp.82–87, 1995.

- [82] T. Penzel, J.W. Kantelhardt, L. Grote, J.-H. Peter, and A. Bunde, "Comparison of detrended fluctuation analysis and spectral analysis for heart rate variability in sleep and sleep apnea", *IEEE Trans Biomed Eng*, Vol.50 (10), pp.1143–1151, October 2003.
- [83] S. Guzzetti, M.G. Signorini, C. Cogliati, S. Mezzetti, A. Porta, S. Cerutti, and A. Malliani, "Non-linear dynamics and chaotic indices in heart rate variability of normal subjects and heart-transplanted patients", *Cardiovascular Research*, Vol.31, pp.441–446, 1996.
- [84] B. Henry, N. Lovell, and F. Camacho, *Nonlinear dynamics time series analysis*. In M. Akay, editor, *Nonlinear Biomedical Signal Processing: Dynamic Analysis and Modeling*, volume II, chapter 1, pages 1–39, IEEE Press, New York, 2001.
- [85] C.L. Webber Jr. and J.P. Zbilut, "Dynamical assessment of physiological systems and states using recurrence plot strategies", *J Appl Physiol*, Vol.76, pp.965–973, 1994.
- [86] L.L. Trulla, A. Giuliani, J.P. Zbilut, and C.L. Webber Jr, "Recurrence quantification analysis of the logistic equation with transients", *Phys Lett A*, Vol.223 (4), pp.255–260, 1996.
- [87] J.P. Zbilut, N. Thomasson, and C.L. Webber, "Recurrence quantification analysis as a tool for the nonlinear exploration of nonstationary cardiac signals", *Med Eng Phys*, Vol.24, pp.53–60, 2002.
- [88] Alena K, Jiri K, Zuzana N, Martin P, Pavel J, Jolana L, "Heart rate variability analysed by Poincaré plot in patients with metabolic syndrome", *Journal of Electrocardiology*, Vol.49, Issue 1, pp.23–28, 2016.
- [89] Y. Fusheng, H. Bo, and T. Qingyu, *Approximate entropy and its application in biosignal analysis*, In M. Akay, editor, *Nonlinear Biomedical Signal Processing: Dynamic Analysis and Modeling*, volume II, chapter 3, pages 72–91. IEEE Press, New York, 2001.
- [90] D.E. Lake, J.S. Richman, M.P. Griffin, and J.R. Moorman, "Sample entropy analysis of neonatal heart rate variability", *ajp*, Vol.283, pp.R789–R797, September 2002.
- [91] Evgeniya G, Mitko G, Ivan D, Nilianjan D, Amira S. A, Dimitra S-P, "Analysis of Heart Rate Variability by Applying Nonlinear Methods with Different Approaches for Graphical Representation of Results", *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, Vol. 6, No. 8, pp.38-45, 2015.
- [92] Chandra S, Sica AL, Wang J, Lakticova V, Greenberg HE, "Respiratory effort-related arousals contribute to sympathetic modulation of heart rate variability", *Sleep Breath*, Vol.17, pp.1193-1200, 2013.
- [93] R. Kher, T. Pawar, V. Thakar, "Comparative Analysis of PCA and Wavelet based Motion Artifact Detection and Spectral Characterization in W-ECG", *WSEAS TRANSACTIONS on SIGNAL PROCESSING*, vol.10, pp. 116-123, 2014.
- [94] P.A. Kharat, S. V. Dudul, "Daubechies Wavelet Neural Network Classifier for the Diagnosis of Epilepsy", *WSEAS Transactions on Biology and Biomedicine*, Vol. 9 (4), pp. 103-113, 2012.
- [95] Chin-Feng Lin, Shan-Wen Yeh, Yu-Yi Chien, T Peng, J. Wang, S. Chang, " A HHT-based Time Frequency Analysis Scheme in Clinical Alcoholic EEG Signals", *WSEAS Transactions on Biology and Biomedicine*, Vol. 5 (10), pp. 249-260, 2008.

- [96] U. Wklund, M. Akay and U. Niklasson, "Short-term analysis of heart-rate variability by adapted wavelet transforms. ", *IEEE Eng. Med. Biol.*, Vol.16 (5), pp. 113-138, 1997.
- [97] B. Yagoubi, "A geometric approach to a non stationary process", *Proceedings of the 2nd international conference on Mathematical Models for Engineering Science*, pp.179-183, 2011.
- [98] A. Bouziane, B. Yagoubi, S. Benkraouda, " Stationary Segment Method to Localize and Estimate the Duration of the ANS Sympathetic and Parasympathetic Activities ", *international journal of biology and biomedical engineering*, Vol.9, pp.104-108, 2015.
- [99] <http://www.physionet.org/physiobank/database/fantasia/>
- [100] Gérard Blanchet and Maurice Charbit, *Digital Signal and Image Processing Using MATLAB (ISTE)*, illustrated edition, 2006.
- [101] Ioannis Z. Emirs, Elias P. Tsigaridas and George M. Tzoumas, "The Predicates for the exact Voronoi diagram of ellipses under The Euclidian metric", *International Journal of Computational Geometry and Applications*, Vol.18, p. 567, 2008.
- [102] B. Yagoubi, "A geometric approach to the linear modeling", *proceeding of the 15 th WSEAS international conference on circuits*, 2011.
- [103] Juan Ignacio Giribet, Alejandra Maestriperi and Francisco Martínez Pería, "A Geometrical Approach to Indefinite Least Squares Problems", *Acta Applicandae Mathematicae*, Vol.111, Number 1, pp.65-81, 2010.
- [104] Benkraouda Souleyman, "*Détection des feux de forêts à partir d'images satellitaires infrarouges thermiques IRT en utilisant l'image de l'inverse de la probabilité d'appartenance*", Thèse de Doctorat, Université abdelhamid ibn badis de mostaganem, 2015.
- [105] Rice, S.O, "Mathematical analysis of random noise", *Bell Sys. Tech. J.*, Vol.24, pp.46–156, 1945.
- [106] Hida, T. & Hitsuda, M, *Gaussian processes*, AMS, Providence, 1993.
- [107] Chan, S.C. & Zhou, Y, "On the performance analysis of a class of transform-domain NLMS algorithms with Gaussian inputs and mixture Gaussian additive noise environment", *J. Signal Process. Syst.*, Vol. 61, pp.1–17, 2010.
- [108] Chang, K.-M. & Liu, S.-H. "Gaussian noise filtering from ECG by Wiener filter and ensemble EMD", *J. Signal Process. Syst.* Vol.61, pp249–264, 2010.
- [109] Nakamori, S, "Design of RLS Wiener FIR filter using covariance information in linear discrete-time stochastic systems", *Digital Signal Process*, Vol.20, pp.1310-1329. 2010.
- [110] Gari D. Clifford and Lionel Tarassenko, "Quantifying errors in spectral estimates of hrv due to beat replacement and resampling, ", *IEEE Trans. Biomed Eng.*, Vol.52, no. 4, pp. 630-638, Apr 2005.
- [111] Javier Mateo and Pablo Laguna, "Improved heart rate variability signal analysis from the beat occurrence times according to the ipfm model ", *IEEE Transl. Biomed Eng.*, Vol.47, no.8, pp. 985-996, Aug 2000.
- [112] P. Babu and P. Stoica, "Spectral analysis of nonuniformly sampled data - a review", *Digital Signal Processing*, Vol. 20, pp. 359-378, 2010.

- [113] Javier Mateo and Pablo Laguna, "Improved heart rate variability signal analysis from the beat occurrence times according to the ipfm model", *IEEE Transl. Biomed Eng*, Vol.47, no.8, pp. 985-996, Aug 2000.
- [114] Petter D. Welch, "The use of fast fourier transform for the estimation of power spectra: a method based on time averaging over short, modified periodograms", *IEEE Trans. Audio and Electroacoustics*. Vol. 15, pp. 70-73, June 1967.
- [115] Saeed V. Vaseghi, *Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction*, 2nd ed., John Wiley & Sons Ltd, 2000.
- [116] J. Niskanen, M.P. Tarvainen, P.O. Ranta-aho P.A. Karjalainen, "Software for advanced HRV analysis", *Comput Methods Programs Biomed*, Vol.76, pp. 73–81, 2004.
- [117] Sakakibara M, Hayano J, Oikawa LO, Katsamanis M, Lehrer P, "Heart rate variability biofeedback improves cardiorespiratory resting function during sleep", *Appl Psychophysiol Biofeedback*, Vol. 38, pp. 65–271, 2013.
- [118] McEwen BS, "Allostasis and allostatic load: implications for neuropsychopharmacology", *Neuropsychopharmacology*, Vol.22 (2), pp.108-124, 2000.
- [119] McEwen BS, "The neurobiology of stress: from serendipity to clinical relevance", *Brain Research*, Vol.886, pp.172-189, 2000.
- [120] Cryer B, McCraty R, Childre D, "Pull the plug on stress", *Harvard Business Review*, Vol. 81 (7), pp.102-7, 118, 2003.
- [121] <http://oxforddictionaries.com/definition/stress>
- [122] <http://www.apa.org/helpcenter/stress-kinds.aspx>
- [123] McEwen BS, Wingfield JC, "The concept of allostasis in biology and biomedicine", *Hormones and Behavior*, Vol. 43 (1), pp.2-15, 2003.
- [124] Selye H, "A syndrome produced by diverse nocuous agents", *The Journal of Neuropsychiatry and Clinical Neurosciences*, vol.10 (2), pp.230-231, 1998.
- [125] Boudarene M, "Stress and anxiety: what are they? ", *Encephale*, Vol.24 (6), pp.557-568, 1998.
- [126] Chrousos GP, Gold PW, "The concepts of stress and stress system disorders. Overview of physical and behavioral homeostasis", *The Journal of the American Medical Association*, Vol. 267 (9), pp.1244-1252, 1992.
- [127] Tsigos C, Chrousos GP, "Hypothalamic-pituitary-adrenal axis, neuroendocrine factors and stress", *Journal of Psychosomatic Research*, Vol.53, pp.865-871, 2002.
- [128] McEwen BS, "Stress, adaptation and disease. Allostasis and allostatic load", *Annals of the New York Academy of Sciences*, Vol. 840, pp.33-44, 1998.
- [129] Kendler KS, Karkowski LM, Prescott CA, "Causal relationship between stressful life events and the onset of major depression", *American Journal of Psychiatry*, Vol.156 (6), pp.837-841, 1999.
- [130] Bao AM, Meynen G, Swaab DF, "The stress system in depression and neurodegeneration: Focus on the human hypothalamus", *Brain Research Reviews*, Vol.57 (2), pp.531-553, 2008.

- [131] Hoffman R, Al'Absi M, "The effect of acute stress on subsequent neuropsychological test performance", *Archives of Clinical Neuropsychology*, Vol.19 (4), pp.497-506, 2004.
- [132] Brotman DJ, Golden SH, Wittstein IS, "The cardiovascular toll of stress", *Lancet*, Vol.370 (9592), pp.1089-1100, 2007.
- [133] Schnall PL, Schwartz JE, Landsbergis PA, Warren K, Pickering TG, "A longitudinal study of job strain and ambulatory blood pressure: results from a three-year follow-up", *Psychosomatic Medicine*, Vol.60 (6), pp.697-706, 1998.
- [134] Theorell T, Perski A, Akerstedt T, Sigala F, Ahlberg-Hulten G, Svensson J et al, "Changes in job strain in relation to changes in physiological state. A longitudinal study. *Scandinavian Journal of Work, Environment and Health*, Vol.14 (3), pp.189-196, 1988.
- [135] Chandola T, Britton A, Brunner E, Hemingway H, Malik M, Kumari M et al, "Work stress and coronary heart disease: what are the mechanisms? ", *European Heart Journal*, Vol.29 (5), pp.640-648, 2008.
- [136] Kivimaki M, Virtanen M, Elovainio M, Kouvonen A, Vaananen A, Vahtera J., "Work stress in the etiology of coronary heart disease--a meta-analysis", *Scandinavian Journal of Work, Environment and Health*, Vol.32 (6), pp.431-442, 2006.
- [137] Cordero DL, Cagin NA, Natelson BH, "Neurocardiology update: role of the nervous system in coronary vasomotio", *Cardiovascular Research*, Vol.29 (3), pp.319-328, 1995.
- [138] Rozanski A, Bairey CN, Krantz DS, Friedman J, Resser KJ, Morell M et al, "Mental stress and the induction of silent myocardial ischemia in patients with coronary artery disease", *New England Journal of Medicine*, Vol.318 (16), pp.1005-1012, 1988.
- [139] Soufer R, "Neurocardiac interaction during stress-induced myocardial ischemia: how does the brain cope? ", *Circulation*, Vol.110 (13), pp.1710-1713, 2004.
- [140] Kop WJ, Verdino RJ, Gottdiener JS, O'Leary ST, Bairey Merz CN, Krantz DS, "Changes in heart rate and heart rate variability before ambulatory ischemic events (1) ", *Journal of American College of Cardiology*, Vol. 38 (3), pp.742-749, 2001.
- [141] Rozanski A, Bairey CN, Krantz DS, Friedman J, Resser KJ, Morell M et al, "Mental stress and the induction of silent myocardial ischemia in patients with coronary artery disease", *New England Journal of Medicine*, Vol. 318 (16), pp.1005-1012, 1988.
- [142] Blumenthal JA, Jiang W, Waugh RA, Frid DJ, Morris JJ, Coleman RE et al, "Mental stress-induced ischemia in the laboratory and ambulatory ischemia during daily life. Association and hemodynamic features", *Circulation*, Vol.92 (8), pp.2102-2108, 1995.
- [143] Goldberg AD, Becker LC, Bonsall R, Cohen JD, Ketterer MW, Kaufman PG et al, "Ischemic, hemodynamic, and neurohormonal responses to mental and exercise stress. Experience from the Psychophysiological Investigations of Myocardial Ischemia Study (PIMI)", *Circulation*, Vol. 94 (10), pp.2402-2409 1996,.
- [144] Krantz DS, Kop WJ, Santiago HT, Gottdiener JS, "Mental stress as a trigger of myocardial ischemia and infarction", *Cardiology Clinics*, Vol.14 (2), pp.271-287, 1996.

- [145] Tofler GH, Stone PH, Maclure M, "Analysis of possible triggers of acute myocardial infarction (the MILIS study) ", *American Journal of Cardiology*, Vol.66, pp.22-27, 1990.
- [146] Gullette EC, Blumenthal JA, Babyak M, Jiang W, Waugh RA, Frid DJ et al, "Effects of mental stress on myocardial ischemia during daily life", *The Journal of the American Medical Association*, Vol.277 (19), pp.1521-1526, 1997.
- [147] Rosengren A, Hawken S, Ounpuu S, Sliwa K, Zubaid M, Almahmeed WA et al, "Association of psychosocial risk factors with risk of acute myocardial infarction in 11119 cases and 13648 controls from 52 countries (the INTERHEART study): case-control study", *Lancet*, Vol.364 (9438), pp.953-962, 2004.
- [148] Ruberman W, Weinblatt E, Goldberg JD, Chaudhary BS, "Psychosocial influences on mortality after myocardial infarction", *New England Journal of Medicine*, Vol.311 (9):552-559, 1984.
- [149] Seth PS, Aurigemma GP, Krasnow JM, Tighe DA, Untereker WJ, Meyer TE, "A syndrome of transient left ventricular apical wall motion abnormality in the absence of coronary disease: a perspective from the United States", *Cardiology*, Vol.100 (2), pp.61-66, 2003.
- [150] Sharkey SW, Lesser JR, Zenovich AG, Maron MS, Lindberg J, Longe TF et al, "Acute and reversible cardiomyopathy provoked by stress in women from the United States", *Circulation*, Vol. 111 (4), pp.472-479, 2003.
- [151] Hansson A, Madsen-Hardig B, Olsson SB, "Arrhythmia-provoking factors and symptoms at the onset of paroxysmal atrial fibrillation: a study based on interviews with 100 patients seeking hospital assistance", *BMC Cardiovascular Disorders* Vol.4:13, 2004.
- [152] Brodsky MA, Sato DA, Iseri LT, Wolff LJ, Allen BJ, "Ventricular tachyarrhythmia associated with psychological stress. The role of the sympathetic nervous system", *The Journal of the American Medical Association*, Vol.257 (15), pp.2064-2067.
- [153] Lane RD, Laukes C, Marcus FI, Chesney MA, Sechrest L, Gear K et al, "Psychological stress preceding idiopathic ventricular fibrillation", *Psychosomatic Medicine*, Vol.67 (3), pp.359-365, 2005.
- [154] Lampert R, Jain D, Burg MM, Batsford WP, McPherson CA, "Destabilizing effects of mental stress on ventricular arrhythmias in patients with implantable cardioverter-defibrillators", *Circulation*, Vol.101 (2):158-164, 2000.
- [155] Brindley DN, Rolland Y, "Possible connections between stress, diabetes, obesity, hypertension and altered lipoprotein metabolism that may result in atherosclerosis", *Clinical Science*, Vol.77 (5), pp.453-461, 1989.
- [156] Bjorntorp P, "The regulation of adipose tissue distribution in humans", *International Journal of Obesity and Related Metabolic Disorders*, Vol.20 (4), pp.291-302, 1996.
- [157] Esch T, Stefano GB, Fricchione GL, Benson H, "The role of stress in neurodegenerative diseases and mental disorders", *Neuroendocrinology Letters*, Vol.23 (3), pp.199-208, 2002.
- [158] Lehrer P, Feldman J, Giardino N, Song HS, Schmalting K, "Psychological aspects of asthma", *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, Vol.70 (3), pp.691-711, 2002.

- [159] Chandola T, Brunner E, Marmot M, "Chronic stress at work and the metabolic syndrome: prospective study", *British Medical Journal*, Vol.332 (7540), pp.521-525, 2006.
- [160] Belanoff JK, Gross K, Yager A, Schatzberg AF, "Corticosteroids and cognition", *Journal of Psychiatric Research*, Vol.35 (3), pp.127-145, 2001.
- [161] Kirschbaum C, Wolf OT, May M, Wippich W, Hellhammer DH, "Stress- and treatment-induced elevations of cortisol levels associated with impaired declarative memory in healthy adults", *Life Sciences*, Vol.58 (17), pp.1475-1483, 1996.
- [162] Lupien SJ, Gaudreau S, Tchiteya BM, Maheu F, Sharma S, Nair NP et al, "Stress-induced declarative memory impairment in healthy elderly subjects: relationship to cortisol reactivity", *Journal of Clinical Endocrinology and Metabolism*, Vol.82 (7), pp.2070-2075, 1997.
- [163] Beck SG, List TJ, Choi KC, "Long- and short-term administration of corticosterone alters CA1 hippocampal neuronal properties", *Neuroendocrinology*, Vol.60 (3), pp.261-272, 1994.
- [164] Buchanan TW, Tranel D, Adolphs R, "Impaired memory retrieval correlates with individual differences in cortisol response but not autonomic response", *Learning and Memory*, Vol.13 (3), pp.382-387, 2006.
- [165] Ohman L, Nordin S, Bergdahl J, Slunga BL, Stigsdotter NA, "Cognitive function in outpatients with perceived chronic stress", *Scandinavian Journal of Work, Environment and Health*, Vol.33 (3), pp.223-232, 2007.
- [166] Oei NY, Everaerd WT, Elzinga BM, van Well S, Bermond B, "Psychosocial stress impairs working memory at high loads: an association with cortisol levels and memory retrieval", *Stress*, Vol.9 (3), pp.133-141, 2006.
- [167] Al'Absi M, Hugdahl K, Lovallo WR, "Adrenocortical stress responses and altered working memory performance", *Psychophysiology*, Vol.39 (1), pp.95-99, 2002.
- [168] Hajcak G, McDonald N, Simons RF, "Anxiety and error-related brain activity", *Biological Psychology*, Vol.64 (1-2), pp.77-90, 2003.
- [169] Maheu FS, Collicutt P, Kornik R, Moszkowski R, Lupien SJ, "The perfect time to be stressed: a differential modulation of human memory by stress applied in the morning or in the afternoon", *Progress in Neuro-Psychopharmacology and Biological Psychiatry*, Vol.29 (8), pp.1281-1288, 2005.
- [170] Kuhlmann S, Piel M, Wolf OT, "Impaired memory retrieval after psychosocial stress in healthy young men", *Journal of Neuroscience*, Vol.25 (11), pp.2977-2982, 2005.
- [171] Kuhlmann S, Kirschbaum C, Wolf OT, "Effects of oral cortisol treatment in healthy young women on memory retrieval of negative and neutral words", *Neurobiology of Learning and Memory*, Vol.83 (2), pp.158-162, 2005.
- [172] Bongers, P. M., De Winter, C.R., Kompier, M.A.J., & Hildebrandt, V.H, " Psychosocial factors at work and musculoskeletal disease", *Scandinavian Journal of Work, Environment and Health*, Vol.19 (5), pp.297-312, 1993.
- [173] Chandola, T., Britton, A., Brunner, E., Hemingway, H., Malik, M., Kumari, M., Badrick, E., and Marmot, M, "Work stress and coronary heart disease: what are the mechanisms? ", *European Heart Journal*, Vol.29 (5), pp.640-648, 2008.

- [174] Raquel Bailón, Luca Mainardi, Michele Orini, Leif Sörnmo, Pablo Laguna, "Analysis of Heart Rate Variability During Exercise Stress Testing Using Respiratory Information", *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol.5, No.4, pp.299–310, 2010.
- [175] M. Malik and A. J. Camm, *Heart Rate Variability*, Futura Publishing, 1995.
- [176] A.Bouziane, B.Yagoubi, L.Vergara, A.Salazar, "The ANS Sympathovagal Balance Using a Hybrid Method Based on the Wavelet Packet and the KS-Segmentation Algorithm", *Proc. Advances in Circuits, Systems, Signal Processing and Telecommunications*, pp.75-83, 2015.
- [177] A.Bouziane, B.YagoubiAnd, S.Benkraouda, " Method for Estimating the Duration of the ANS Sympathetic and Parasympathetic Activities", *Proc. Advances in Electrical and Computer Engineering*, pp.178-182, 2015.
- [178] S. Camargo, S. M. Duarte Quieros and C. Anteneodo, "Nonparametric Segmentation of Nonstationary Time Series", *Physical Review E*, Vol.84, 046702, 2011.
- [179] Huan Liu and Hiroshi Motoda, *Computational Methods of Feature Selection*, Chapman and Hall/CRC Press, 2008.
- [180] <http://kubios.uef.fi/>
- [181] Healey JA, Picard RW, "Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors", *IEEE Transactions in Intelligent Transportation Systems*, Vol.06, No.2, pp.156–166, 2005.
- [182] Deng Y, Wu Z, Chu CH, Zhang Q, Hsu DF, "Sensor feature selection and combination for stress identification using combinatorial fusion", *Int J Adv Rob Syst*, Vol.10, No.3, pp.1–10, 2013.
- [183] <http://www.physionet.org/physiobank/database/drivedb/>
- [184] Mandeep Singh and Abdullah Bin Queyam, "Correlation between Physiological Parameters of Automobile Drivers and Traffic Conditions", *International Journal of Electronics Engineering*, Vol.5, no. 2, Dec 2013.
- [185] Gabriell Elizabeth Prinsloo, *The physiological effects of heart rate variability biofeedback during laboratory induced cognitive stress*, Thèse de Doctorat, Université de Cape Town, 2012.
- [186] Ahambi, J. S., Tandon, S. N., Bhatt, R. K. P, "Using wavelet transforms for ECG characterization. An on-line digital signal processing system", *Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE*, Vol.16, No.1, pp.77–83, 1997.
- [187] Kaufmann, T., Sütterlin, S., Schulz, S.M., Vögele, "ARTiiFACT: a tool for heart rate artifact processing and heart rate variability analysis", *Behavior Research Methods*, Vol.43, No.4, pp.1161–1170, 2011.
- [188] L. Salahuddin and D. Kim, "Detection of Acute Stress by Heart Rate Variability Using a Prototype Mobile ECG Sensor", *International Conference on Hybrid Information Technology*, Vol.2, pp.453–459, 2006.
- [189] Bernaola-Galvan, P. Ch. Ivanov, L. A. N. Amaral, and H. E. Stanley, "Scale Invariance in the Non-stationarity of Human Heart Rate", *Phys. Rev. Lett*, Vol.87, 168105, 2001.

- [190] Gaëlle LEGRAND, *Approche Méthodologique de Sélection et Construction de Variables pour l'Amélioration du Processus d'Extraction des Connaissances à partir de Grandes Bases de Données*, Thèse de Doctorat, Université Lumière Lyon 2, 2004.
- [191] I. Kononenko. *Estimating attributes: Analysis and extensions of RE-LIEF*. In L. D. Raedt and F. Bergadano, editors, European Conf. On Machine Learning, pp.171–182, Catania, Italy, Springer Verlag, New York, 1994.
- [192] A.Bouziane, B.Yagoubi, L.Vergara, A.Salazar, "Study of the ANS Sympathovagal Behavior Using the ReliefF and the KS-Segmentation Algorithms", *Wseas Transactions On Biology And Biomedicine*, Vol.12, pp.8-15, 2015.
- [193] M H Ebrahim, J M Feldman, and I Bar-Kana, "A Robust Sensor Fusion Method for Heart Rate Estimation", *The Journal of Clinical Monitoring*, Vol.13 (6), pp.385–393, November 1997.
- [194] L Thorval, G Carrult, J M Schleich, R Summers, M Van de Velde, and J Diaz, "Data Fusion of Electrophysiological and Haemodynamic Signals for Ventricular Rhythm Tracking", *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, Vol.16, pp 48–55, November 1997.
- [195] Bloch I, *Information Fusion in Signal and Image Processing: Major Probabilistic and Non-probabilistic Numerical Approaches*, ISTE-Wiley, London, UK, pp13-25, 2007
- [196] Bermudez, T.; Lowe, D.; Arlaud-Lamborelle, "EEG / ECG information fusion for epileptic event detection" *Proc. 16th International Conference on Digital Signal Processing*, pp.1-8, 2009.
- [197] Hippenstiel, R. D, *Detection theory: Application and digital signal processing*, Boca Raton, FL: CRC Press, 2002.
- [198] J M Feldman, M H Ebrahim, and I Bar-Kana, "Robust Sensor Fusion Improves Heart Rate Estimation: Clinical Evaluation", *The Journal of Clinical Monitoring*, Vol.13 (6), pp.385–393, November 1997.
- [199] M H Ebrahim, J M Feldman, and I Bar-Kana. "A Robust Sensor Fusion Method for Heart Rate Estimation", *The Journal of Clinical Monitoring*, Vol.13 (6), pp.385–393, November 1997.
- [200] L Thorval, G Carrult, J M Schleich, R Summers, M Van de Velde, and J Diaz, "Data Fusion of Electrophysiological and Haemodynamic Signals for Ventricular Rhythm Tracking", *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, Vol.16, pp.48–55, November 1997.
- [201] F Cremer, K Schutte, J G M Schavemaker, and E den Breejen. "A comparison of decision-level sensor-fusion methods for anti-personnel landmine detection", *Information Fusion*, Vol.2, pp.187–208, 2001. "
- [202] M Abidi and R Gonzalez, editors, *Data Fusion in Robotics and Machine Intelligence*, Academic Press Inc., 1992.
- [203] Merica H, Fortune RD, "A neuronal transition probability model for the evolution of power in the sigma and delta frequency bands of sleep EEG", *Physiology and Behavior*, Vol.62 (3), pp.585-589, 1997.
- [204] Holm A, Lukander K, Korpela J, Sallinen M, Muller KM, "Estimating brain load from the EEG", *Scientific World Journal*, Vol.9, pp.639-651, 2009.

- [205] Engel AK, Fries P, "Beta-band oscillations--signalling the status quo? ", *Current Opinion in Neurobiology*, Vol.20 (2), pp.156-165, 2010.
- [206] Oathes DJ, Ray WJ, Yamasaki AS, Borkovec TD, Castonguay LG, Newman MG et al. Worry, "Generalized anxiety disorder, and emotion: Evidence from the EEG gamma band", *Biological Psychology*, Vol.79, pp.165-170, 2008.
- [207] C. G. M. Snoek, M. Worrying, and A. Smeulders, "Early versus late fusion in semantic video analysis", *Proc. The 13th annual ACM international conference on Multimedia*, pp. 399-402, 2005.
- [208] Khaleghi, B., Khamis, A., Karray, F. O., & Razavi, S. N, "Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art", *Information Fusion*, Vol.14 (1), pp.28–44, 2013.
- [209] Atrey, P., Hossain, M., El Saddik, A., & Kankanhalli, M, "Multimodal fusion for multimedia analysis: A survey", *Multimedia Systems*, Vol.16, pp.345–379, 2010.
- [210] Yuksel, S. E., Wilson, J. N., & Gader, P. D, "Twenty years of mixture of expert", *IEEE Trans. on Neural Networks and Learning Systems*, Vol.23, pp.1177–1193, 2012.
- [211] Kittler, J., Hatef, M., Duin, R. P., & Matas, J, "On combining classifiers", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.20 (3), pp.226–239, 1998.
- [212] Gonzalo Safont Armero, *New Insights in Prediction and Dynamic Modeling from Non-Gaussian Mixture Processing Methods*, Thèse de Doctorat. Université polytechnique de Valencia, 2015.
- [213] M. Jobert, H. Shulz, P. Jähmig, C. Tismer, F. Bes, and H. Escola, "A computerized method for detecting episodes of wakefulness during sleep based on the Alpha slow-wave index (ASI)", *Sleep*, Vol.17, no.1, pp.37–46, 1994.
- [214] R. Agarwal, and J. Gotman, "Computer-assisted sleep staging", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 48, no.12, pp.1412–1423, 2001.
- [215] A. Salazar, L. Vergara, and R. Miralles, "On including sequential dependence in ICA mixture models", *Signal Processing*, Vol. 90, pp. 2314-2318, 2010.
- [216] Wadie Mashal, *Obstructive sleep apnea analysis based on heart rate variability*, Mémoire de D.E.A, Portland State University, 2004.
- [217] J.A.K. Suykens, T. Van Gestel, J. De Brabanter, B. De Moor, J. Vandewalle, *Least Squares Support Vector Machines*, World Scientific Pub. Co, Singapore, 2002.
- [218] Choi, H., Choi, S., & Choe, Y, "Parameter learning for alpha integration", *Neural Computation*, Vol.25, pp.1585–1604, 2013.
- [219] Jain, A., Nandakumar, K., & Ross, A, "Score normalization in multimodal biometric systems", *Pattern Recognition*, Vol.38, pp. 2270–2285, 2005.
- [220] Zadrozny, B., & Elkan, C, "Transforming classifier scores into accurate multi-class probability estimates", *In Proc. 8th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 694–699, New York: ACM, 2002.