

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche
Scientifique



Université Abou Bekr Belkaid – Tlemcen
Faculté des Sciences de l'Ingénieur
Département d'Electronique Biomédical
Laboratoire du Génie Biomédical



Mémoire de Magister en Electronique Biomédical

Thème

Evaluation et Quantification des interactions des variabilités de l'intervalle Q-T et du rythme cardiaque dans différents cas pathologiques.

Présenté par :

M^{lle}. BAAKEK Yettou Nour El-Houda

Soutenu leDevant le Jury :

M BOUAZZA. B	M.C à l'Université de Tlemcen	Président
M CHIKH Amine	M.C. à l'Université de Tlemcen	Examineur
M BESSAID. A	M.C. à l'Université de Tlemcen	Examineur
M.BEREKSI-REGUIG.F	Professeur à l'Université de Tlemcen	Encadreur
M. HADJ SLIMAN. Z	M.C. à l'Université de Tlemcen	Co Encadreur

REMERCIEMENT

Je veux tout d'abord exprimer toute ma gratitude et manifester ma très sincère reconnaissance à Monsieur BEREKSI REGUIG Fethi et Monsieur HADJ SLIMAN Zine-Eddine de m'avoir proposé ce sujet de mémoire, et de l'attention qu'ils ont porté à mon travail. J'ai découvert grâce à ils le monde de la recherche dans les meilleures conditions. J'ai beaucoup apprécié les qualités pédagogiques dont Monsieur BEREKSI REGUIG et Monsieur HADJ SLIMAN a fait preuve pendant une année.

Je tiens à remercier Monsieur BOUAZZA Benyounes, Maître de Conférences à l'Université de Tlemcen, qui m'a fait l'honneur de présider ce jury.

Je remercie chaleureusement, Monsieur CHIKH Amine Maître de Conférences à l'Université de Tlemcen et Monsieur BESSAID Abdelhafid Maître de Conférences à l'Université de Tlemcen, d'avoir accepté d'être membres de ce jury.

Dédicaces

À mes chers parents pour leur soutien inconditionnel

À ma sœur et mes frères

À mes amies

RESUME

L'électrocardiogramme (ECG) représente l'activité électrique du cœur. Il est constitué d'un ensemble d'ondes et de segments à savoir :

- l'onde P, Q, R, S, et T.
- l'intervalle RR, ST, PR, et QT.

Les deux intervalles RR et QST en question sont très importants dans le diagnostic des maladies cardiovasculaires. L'étude abordée dans le cadre de ce mémoire porte sur le développement de plusieurs algorithmes.

Trois algorithmes sont proposés pour la détection et la mesure des intervalles RR et QT.

Une fois détecter et mesurer les paramètres du signal ECG, une analyse fréquentielle et temporelle sur la variabilité du RR et du QT est faite. Cette analyse montre dans différents cas pathologiques que la variabilité du RR et du QT sont corrélées.

Aussi un algorithme permettant la modélisation des séries du rythme cardiaque (HRV) et de la variabilité du QT (QTV) par le model ARX est développé.

Mots clés : ECG complexe QRS, variabilité du rythme RR, variabilité de l'intervalle QT, analyse temporelle, analyse fréquentielle, pathologies cardiaques model ARX, MIT-BIH

ABSTRACT

The electrocardiogram signal (ECG) represents the electrical activity of the heart. The ECG regroups some important waves and intervals: the P, Q, R, S, and T waves; the RR, ST, PR, and QT intervals. The RR and QT intervals measurement are very important in cardiac diseases diagnosis.

In this work different algorithms are developed.

Three algorithms are proposed for RR and QT intervals measurement.

After ECG signal parameters detection, temporal and frequency analyses of the RR and QT variability is carried out.

This analyses show that the RR interval and QT interval are correlated in different pathologic case.

Also, an algorithm is developed which allows the modulation of heart rate variability HRV and QT variability QTV series. This is achieved in ARX model.

Keywords: ECG, detection, QRS complex, RR rate variability, QT interval variability, temporal analyses, frequency analyses, cardiac disease ARX model, MIT-BIH

ملخص

إشارة صورة القلب الكهربائية تمثل الحركة الكهربائية للقلب حيث تتكون من مجموعة من الموجات والقطع الموجة P, Q, R, S, و T والمجال RR, ST, PR, و QT.

الدراسة المتعلقة بهذه الأطروحة تتعلق بتطوير عدة خوارزميات ثلاث خوارزميات اقترحت من أجل انتقاء QT و RR و قياس QT و RR. بعد اقتناء و قياس عوامل إشارة صورة القلب الكهربائية قمنا بتحليل ترددي و وقتي لتغيرات المجالات

هذه الدراسة اتبنت في مختلف الحالات المرضية أن تغيرات QT و RR هما متعلقان ببعضهما كما قمنا بتطوير

خوارزمية أخرى (تعمل على نمذجة سلاسل الإيقاع القلبي و تغيرات سلسلة QT بنموذج ARX الكلمات المفتاحية إشارة صورة القلب الكهربائية، تغيرات الإيقاع القلب، نموذج ARX، تغيرات المجال QT

Sommaire

Introduction générale.....	1
Chapitre I : Les bases de l'électrocardiographie	
I.1. Introduction	3
I.2. Historique	3
I.3. Anatomie du cœur.....	4
I.4. L'acquisition du signal électrique ECG.....	5
I.4.1. Fonctionnement électrique.....	5
I.4.2. Trace électrique du cœur	7
I.5. Les segments de l'ECG.....	9
I.6. Les dérivations et disposition des électrodes de mesure	12
I.6.1. les dérivations périphériques standards (Einthoven)	12
I.6.2. les dérivations périphériques unipolaires (Wilson).....	13
I.6.3. les dérivations périphériques unipolaires (Goldberger)	14
I.6.4. les dérivations précordiales unipolaires	14
I.7. Les sources de bruits affectant l'ECG	15
I.7.1. Bruit physiologique.....	16
I.7.2. Bruit électronique	16
I.7.3. Bruit de l'environnement	16
I.7.4. Influence des mouvements.....	16
I.7.5. Bruit dû aux techniques numériques	16
I.8. Les pathologies cardiaques	16
I.8.1. Extrasystoles auriculaires ou ventriculaires	17
I.8.1.a. Extrasystoles auriculaires ESA.....	17
I.8.1.b. Extrasystole ventriculaire (ESV).....	18
I.8.2. Le syndrome du QT long (LQTS) et la torsade de pointe.....	19
I.8.3. Bradycardie.....	19
I.8.4. La tachycardie.....	20
I.8.5. Arythmies, ou troubles de la régularité.....	20
I.8.6. Les Blocs.....	20
I.9. Conclusion	21
Chapitre II : Détection des pics R	
II.1. Introduction.....	22
II.2. Filtrage du signal ECG.....	24
II.3. Résultats expérimentaux.....	25
II.4. Description de l'algorithme	27
II.4.1. Application de la prédiction linéaire et le calcul de l'erreur résiduelle	27
II.4.2. Transformation non linéaire.....	29
II.4.3. détection des pics R	29
II.5. Résultats expérimentaux	29
II.5.1 Mesure de la fréquence cardiaque.....	32
II.5.2 Evaluation des résultats de détection	33

Sommaire

II.5.3 Interprétation des résultats.....	34
II.6. Conclusion	35

Chapitre III : Détection des ondes Q et T

III.1. Introduction.....	36
III.2. Détection du début et de la fin du complexe QRS	37
III.2.1. description de l'algorithme	37
Résultats de détection des ondes Q	42
III.3. Détection de l'onde T.....	42
III.3.1. Détection de la fin de l'onde T	43
III.3.2. Résultats de détection des ondes T.....	46
III.4. Conclusion.....	47

Chapitre IV : Analyse temporelle et fréquentielle de la variabilité du rythme cardiaque, de l'intervalle QT et de l'interaction entre les deux

IV.1. Introduction	48
IV.2. Mesure de la variabilité	48
IV.3. Analyse spectrale	49
IV.3.1. La densité spectrale	50
IV.3.2. Périodogramme.....	51
IV.3.2.1. Définition.....	51
IV.3.3. Application	52
IV.4. Amélioration de la fiabilité du périodogramme (méthode de Welch).....	53
IV.4.1.1. Fenêtrage.....	53
IV.4.1.2. Fenêtre rectangulaire.....	53
IV.4.1.3. Fenêtres utilisées.....	55
IV.4.2. Application de la méthode de Welch sur les séries HRV et QTV	58
IV.4.3. Les résultats obtenus	65
IV.4.3. Interprétation des résultats	66
IV.5 Analyse temporelle.....	68
IV.5.1 Application des paramètres temporels sur les séries RR et QT.....	68
IV.5.2 Interprétation et discussion.....	69
IV.5.3 Index de la variabilité de QT (QTVI).....	70
IV.5.4 Interprétation et discussion.....	72
IV.6 Conclusion.....	72

Chapitre V : Identification des séries HRV et QTV par le modèle ARX

V.1. Introduction.....	74
V.2. Les différents types de modèles.....	74
V.3 Le modèle ARX.....	75
V.4 Procédure d'identification.....	76
V.5 Application du modèle paramétrique.....	77
V.5.1 identification des séries HRV.....	79
V.6 Interprétation.....	85
V.7 Conclusion.....	85
Conclusion générale.....	86
BIBLIOGRAPHIE	

Introduction générale

Dans le monde, la première cause de mortalité provient des maladies cardiovasculaires. On comprend alors aisément l'importance de traitement du signal appliqué au domaine médical. Le traitement du signal s'est parfaitement intégré dans le domaine biomédical. Ces outils permettent de mieux analyser et aborder les problèmes cardio-vasculaires tout en intégrant le côté physiologique.

L'étude que nous abordons dans le cadre de ce mémoire porte sur le traitement du signal électrocardiogramme (l'ECG). L'ECG est un bon témoin du fonctionnement du cœur. Il enregistre les impulsions électriques qui déclenchent la contraction cardiaque et donne des informations sur la phase de récupération. Il est constitué d'un ensemble d'ondes représentées par des déflexions positives, négatives ou équipolaires selon la direction du courant. La taille de chaque onde correspond à l'amplitude du voltage généré par l'événement qui lui a donné naissance. Plus le voltage est élevé, plus l'onde est ample. Toute l'information utile d'un ECG est contenue dans ses points extrêmes ou pics, indiquant si ce dernier est normal ou présentant des anomalies.

Le signal ECG est caractérisé par un comportement quasi périodique. Il se compose typiquement de trois ondes importantes appelées onde P, complexe QRS et onde T, et d'un ensemble d'intervalles, l'intervalle PR, le segment ST et l'intervalle QT.

L'intervalle QT est une partie très significative du signal ECG. Il représente le phénomène de repolarisation des ventricules. Sa mesure peut être un moyen pour reconnaître une récupération ventriculaire anormale suite à une excitation. En effet la récupération ventriculaire joue un rôle important dans la genèse de l'arythmie ventriculaire.

La valeur diagnostic pronostic, et d'indication thérapeutique de l'intervalle QT et de sa dynamique est de plus en plus étudiée, et potentiellement démontrée. Or, s'il est admis depuis fort longtemps que les variations de QT sont dépendantes de la fréquence cardiaque, le model de variation demeure toujours inconnu et inexpliqué.

L'objectif de ce travail est de chercher la relation qui existe entre la fréquence cardiaque et l'intervalle QT et à expliquer la signification physiologique des relations entre la variabilité de la

fréquence cardiaque (appréciée par la mesure de la HRV) et la dynamique de la repolarisation ventriculaire représentée par l'intervalle QT.

Ce mémoire comprend cinq chapitres :

Le chapitre I présente une introduction à l'anatomie du cœur et sur le fonctionnement électrique, ainsi qu'une description d'un certain nombre de pathologies cardiaques.

En chapitre II, une approche de la détection des pics R en vue de mesurer la fréquence cardiaque, est décrite et évaluée.

L'approche proposée est basée sur la prédiction linéaire une fois que le signal ECG soit filtré par un filtre de type Butterworth.

Les résultats obtenus sur différents signaux ECG de sujets sains et pathologiques sont comparés et évalués à ceux obtenus dans la littérature.

L'étude de la détection de l'intervalle QT est faite en chapitre III.

Deux algorithmes sont proposés. Le premier permet de détecter le début et la fin du complexe QRS, et le deuxième permet de détecter l'onde T et la fin de cette dernière. Ces algorithmes sont implémentés et testés sur des signaux ECG normaux et pathologiques.

Dans le chapitre IV deux analyses sont faites sur les variabilités du rythme cardiaque HRV traduites par les pics R-R, et sur les variations de l'intervalle QT (QTV) sur différents cas des signaux d'ECG. Ces analyses portent respectivement le domaine fréquentiel à suivre la densité spectral de puissance (DSP) et le domaine temporel à travers différents paramètres, en vue de traduire une corrélation entre ces deux variabilités.

La méthode de Welch a été proposée pour calculer la DSP des séries HRV et QTV ainsi le calcul de la fonction de corrélation.

Le chapitre V concerne la modélisation des séries HRV et QTV par le modèle ARX (Autoregressif model with external input) en vue de quantifier la dynamique des variations de l'intervalle QT en fonction de RR. L'étude menée sur cette modélisation est initiée, tout fois les résultats obtenus expriment la puissance de ce modèle dans la quantification des variations de l'intervalle QT en fonction de RR pour les différents cas des signaux analysés.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] : Aline CABASSON « Analyse des périodes P-P et P-R dans les électrocardiogrammes »
Année 2004 – 2005 – HDR Laboratoire I3S - Equipe Biomed 2000, route des Lucioles
Bât Algorithmes/Euclide B BP121 06903 Sophia Antipolis Cedex
- [2] : [http:// medix.free.fr/cours/examen-cardiologie.php](http://medix.free.fr/cours/examen-cardiologie.php)
- [3]: Fabrice CHOUTY, « Guide pour l’analyse et l’examen des données sur l’intervalle QT/QTc » publication autorisé par le ministre de la santé canada. Référence 06-107-162-265.
13-04-2006.
- [4] : [http:// laerdal.fr/France/doc/DFUPACKFR2.pdf](http://laerdal.fr/France/doc/DFUPACKFR2.pdf)
- [5]: [http:// med.univ-montp1.fr/.../cycle_1/PCEM2/mod](http://med.univ-montp1.fr/.../cycle_1/PCEM2/mod)
- [6] : [http// cardiobase.com](http://cardiobase.com).
- [7] : V.K.ZWORYKIN, « électronique et médecine », 2^{ème} édition, Masson.
- [8] : <http://priceminister.com/offer/buy/1649908/Trappe-Hans-Joachim-L-ecg-Sans-Peine-Livre.html>
- [9]: [http:// base/MB6_physio/Ressources_locales/tp/TP_08_Cardio_2006A.pdf](http://base/MB6_physio/Ressources_locales/tp/TP_08_Cardio_2006A.pdf)
- [10]: [http// gehealthcare.com/eufr/cardiology/docs/MAC_400_bro_f.pdf](http://gehealthcare.com/eufr/cardiology/docs/MAC_400_bro_f.pdf)
- [11] : Dr DASSIER HEGP « Les troubles du rythme ». Version 29/11/2006. 3^{ème} édition Masson.
- [12] : Jiapu Pan and Willis J, Tompkins, « A real time QRS detection algorithm », IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol, BME. 32, NO. 3, March 1985.
- [13]: Remi Dubois, “Application des nouvelles méthodes d’apprentissage à la détection précoce d’anomalies en électrocardiographie », Thèse de doctorat en électronique, soutenue à l’université Paris 6, le 27/01/2004.
- [14]: Ivaylo I Christov, ”Real time electrocardiogram QRS detection using combined adaptive threshold”, BioMed Eng Online 28/03/2004.
- [15] : Z.E.Hadj Slimane, « analyse et synthèses de méthodes de détection du complexe QRS du signal électrocardiogramme » Thèse de doctorat Département d’Electronique, faculté des sciences de l’ingénieur, Université Abou Bakr Belkaid, Tlemcen (janvier 2006).
- [16] : M. Bellanger, « Traitement numérique du signal. Théorie et pratique », 4^{ème} édition Masson, 1990
- [17]: [http//: Besancon- cardio.org](http://Besancon-cardio.org) 2005.

- [18]: M.J. Vaessen "A QRS detection method using analog wavelet transform in ECG analysis" *Biomedical Engineering Applications, Basis and Communication*, June 2005; 17: 147-152.
- [19]: REN-GUEY LEE et al "A Novel QRS detection algorithm applied to the analysis for heart rate variability of patients with sleep apnea". Institute of Computer and Communication Engineering, Department of Neurology, National Taipei University of Technology, Taipei, Taiwan. Vol. 17 No. 5 October 2005.
- [20] : T.Satoh, H. Mizuta, T. Ono and K. Yana, « QT Interval Measurement based on Singular Value Decomposition », Department of Electronics Informatics, Hosei University, Tokyo 184-8584, proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27 th Annual Conference Shanghai, China, September 1-4, 2005.
- [21] : P Langley, FE Smith, ST King, D Zheng, AJ Haigh, A Murray, Newcastle University and Freeman Hospital, Newcastle upon Tyne, UK « Fully Automated Computer Measurement of QT Interval from the 12-Lead Electrocardiogram ».
- [22]: W Zong, M Saeed, T Heldt "A QT Interval Detection Algorithm Based on ECG Curve Length Transform". Philips Medical Systems, Andover, MA, USA, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, USA.
- [23]: P.Laguna et al, « New algorithm for QT interval analysis in 24-hour Holter ECG : performance and application, « Medical & Biological Engineering & computing, Vol-28, pp.67-73, January 1990.
- [24] : Timo H. Mikkilä et al, « Fractal Analysis and Time- and Frequency- Domain Measures of Heart Rate Variability as Predictors of Mortality in Patients With Heart Failure », *The American Journal of Cardiology* Vol. 87 January 15, 2001.
- [25]: Javier Mateo_ and Pablo Laguna, « Analysis of Heart Rate Variability in the Presence of Ectopic Beats Using the Heart Timing Signal ». *IEEE Transactions on biomedical Engineering*, Vol. 50, NO. 3. March 2003.
- [26] : R Almeida et al, « A Parametric Model Approach for Quantification of Short Term QT Variability Uncorrelated with Heart Rate Variability, Quantification of the QT Variability Related to HRV ». *IEEE Transactions on biomedical Engineering*, Vol. 53, NO. 7. July 2006.
- [27] : F. Carré F. Carré, « système, nerveux autonome et sport », Hôpital Pontchaillou - Université Rennes I. 2006.
- [28] : http://fr.encyclopatys.org/index.php/Tannick/Back_Ground.

- [29] : Abdeljalil Ouahabi, «Techniques avancées de traitement du signal et applications », connaissance du monde, 1993.
- [30] : <http://2005freddy.mudry@eivd.ch>
- [31] : M.Belarouci Salim, « Analyse spectrale paramétrique et non paramétrique du signal de précession libre en RMN », thèse de magister, mars 2005.
- [32]: Sergio Cuomo, et al « Abnormal QT interval variability in Patients With Hypertrophic Cardiomyopathy », Journal of Electrocardiology Vol. 37 No. 2 2004.
- [33]: Ronald D. Berger, MD, PhD « QT Variability », Journal of Electrocardiology, Vol. 36 Supplement 2003.
- [34]: http://.wikipedia.org/wiki/Système_d'identification_automatique.
- [35]: http://.wikipedia.org/wiki/Automatic_Identification_System -.
- [36]: Tricia Maruki « Structural Health Monitoring using Parametric Models in System Identification ». University of California, Irvine, Department of Civil and Environmental Engineering
- [37]: <http://blog.theark.ch/index.php/2006/11/10/17-wikipedia>.
- [38] : M. Norgaard, O. Ravn, N. K. Poulsen, and L. K. Hansen. “Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems”, Springer-Verlag London, 2000.

Chapitre I : Les bases de l'électrocardiographie

I.1. Introduction :

Dans ce chapitre, les bases de l'électrocardiographie sont d'abord décrites. Cette description est suivie d'une étude plus détaillée des différentes composantes constituant le signal électrocardiogramme.

Cette étude met en relief l'importance de l'intervalle QT, qui en fait traduit la repolarisation ventriculaire et sa relation avec le rythme cardiaque.

Ce chapitre est finalisé par une description succincte des différents types de bruit pouvant affecter le signal ECG ainsi qu'une description de certains cas de pathologies cardiaques.

I.2. Historique :

Le potentiel électrique généré par l'activité musculaire est connu depuis les travaux de Carlo Matteucci en 1842. Les premières expérimentations sont réalisées en 1878 par John Burden Sanderson et Frederick Page qui détectent à l'aide d'un électromètre capillaire les Phases QRS et T.

A cette même période, E. Marey , et Augustus Waller montrent que l'activité électrique cardiaque peut être suivie à partir de la peau. En 1887 le premier électrocardiogramme humain est publié par Augustus Waller.

En 1895, Willem Einthoven , met en évidence les cinq déflexions P, Q, R, S et T. Il utilise le galvanomètre à cordes en 1901 et publie les premières classifications d'électrocardiogrammes pathologiques en 1906. Il obtiendra en 1924 un prix Nobel pour ses travaux sur l'électrocardiographie.

Les dérivations précordiales sont utilisées pour le diagnostic médical à partir de 1932 et les dérivations frontales unipolaires à partir de 1942, ce qui permet à Emanuel Goldberger de réaliser le premier tracé sur 12 voies.

Aujourd'hui, l'électrocardiographie est une technique relativement peu coûteuse, permettant à l'aide d'un examen indolore et sans danger, de surveiller l'appareil

cardiovasculaire, notamment pour la détection des troubles du rythme et la prévention de l'infarctus du myocarde [1].

I.3. Anatomie du cœur :

Dans ce paragraphe l'objectif est de dresser une description non exhaustive de l'anatomie du cœur.

Il s'agit plutôt de donner un aperçu, sur les constituants, et sur le fonctionnement du cœur.

Le cœur est un organe musclé constitué de quatre chambres, les deux chambres supérieures du cœur sont appelées les oreillettes, tandis que les deux chambres (pompe) inférieures sont appelées les ventricules, le cœur est aussi séparé en deux parties : la droite (cœur droit) et la gauche (cœur gauche) tel que le ventricule gauche a la paroi la plus épaisse. Chacune de deux parties comprend donc une oreillette et un ventricule, la partie qui sépare les oreillettes et les ventricules en cœur droit et cœur gauche est appelé le septum.

L'oreillette droite collecte le sang qui a parcouru tout le corps (le sang non oxygéné) et l'envoie vers le ventricule droit afin qu'il soit éjecté dans les poumons pour y être réoxygéné. De la même façon l'oreillette gauche collecte passivement le sang qui a traversé les poumons et l'achemine au ventricule gauche qui éjecte le sang fraîchement oxygéné dans l'ensemble du corps, le sang circule toujours dans le cœur dans la même direction grâce aux quatre valves cardiaques appelées respectivement valve tricuspide, pulmonaire mitrale, et aortique. Le sang entre dans le cœur depuis les veines caves inférieures et supérieures transite dans l'oreillette droite et est éjecté par le ventricule droit.

De façon similaire, le sang parvient au cœur gauche, et est éjecté dans le corps par le ventricule gauche vers l'oreillette droite, et la valve aortique prévient le reflux depuis l'aorte vers le ventricule gauche [2].

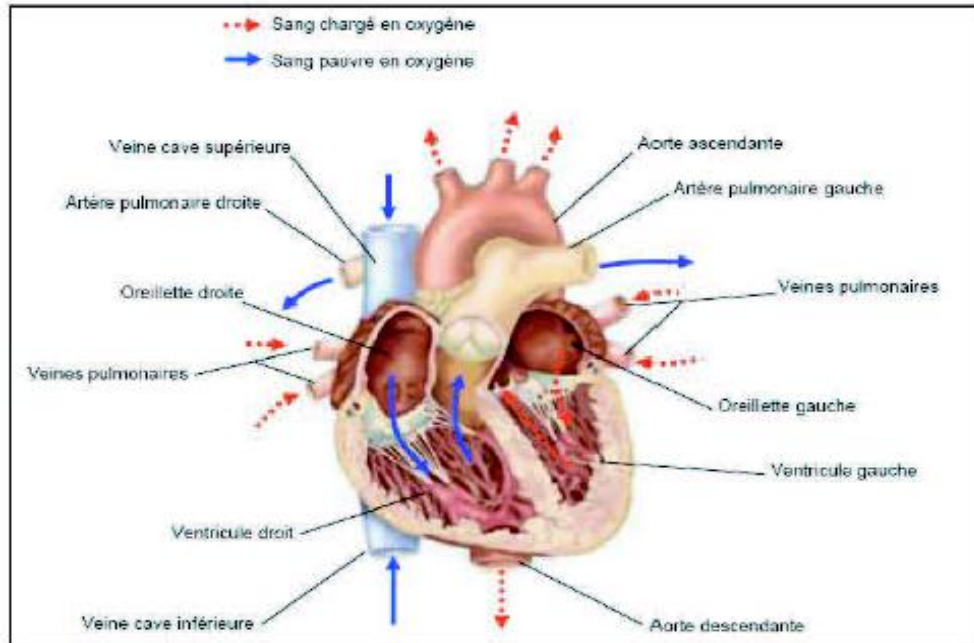


Figure I.1 : Schéma fonctionnel du cœur [1].

I.4. L'acquisition du signal électrique ECG :

I.4.1. Fonctionnement électrique :

Comme pour tous les muscles du corps, la contraction du myocarde est provoquée par la propagation d'une impulsion électrique le long des fibres musculaires cardiaques induite par la dépolarisation des cellules musculaires. Dans le cœur, la dépolarisation prend normalement naissance dans le haut de l'oreillette droite (le sinus), et se propage ensuite dans les oreillettes, induisant la systole auriculaire qui est suivie d'une *diastole* (décontraction du muscle).

L'impulsion électrique arrive alors au nœud auriculo-ventriculaire (AV), seul point de passage possible pour le courant électrique entre les oreillettes et les ventricules. Là, l'impulsion électrique subit une courte pause permettant au sang de pénétrer dans les ventricules. Elle emprunte alors le faisceau de His, qui est composé de deux branches principales allant chacune dans un ventricule. Les fibres constituant ce faisceau, complétées par les fibres de Purkinje, grâce à leur conduction rapide, propagent l'impulsion électrique en plusieurs points des ventricules, et permettent ainsi une dépolarisation quasi instantanée de l'ensemble du muscle ventriculaire, malgré sa taille importante, ce qui assure une efficacité optimale dans la propulsion du sang ; cette contraction constitue la phase de systole

ventriculaire. Puis suit la diastole ventriculaire (décontraction du muscle) ; les fibres musculaires se re-polarisent et reviennent ainsi dans leur état initial [2].

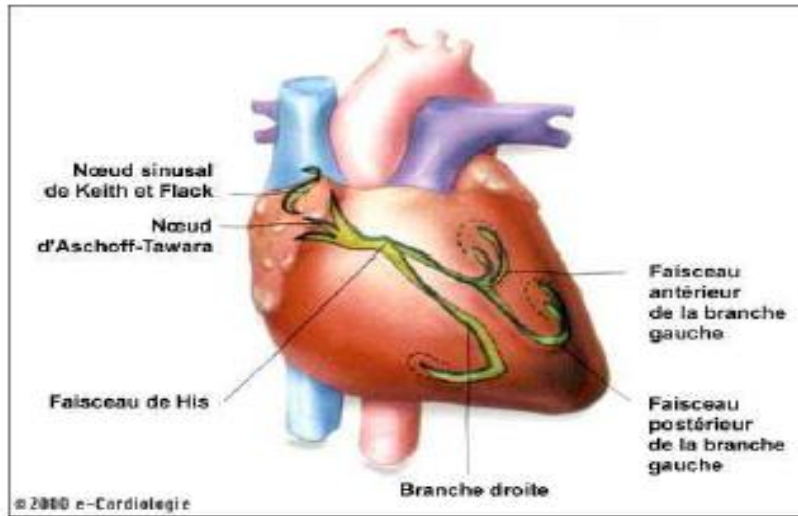


Figure I.2 : Schéma du cœur et de son réseau de conduction électrique [2].

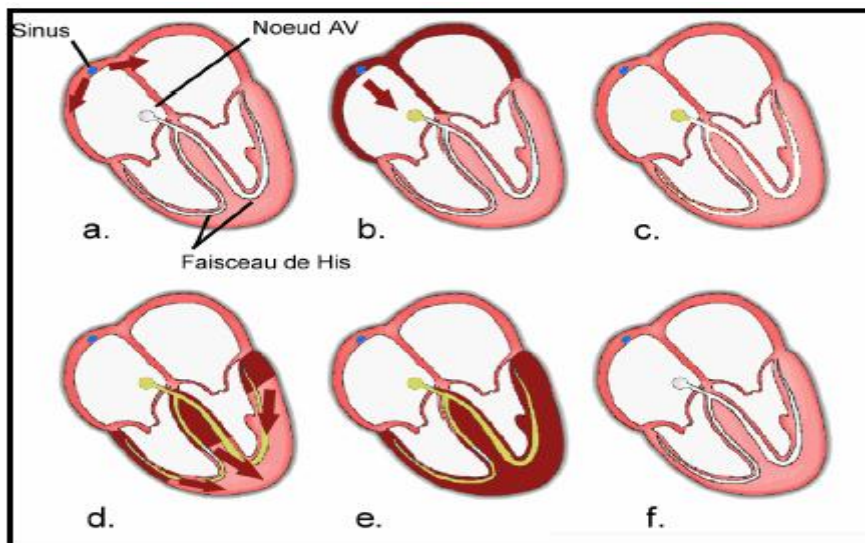


Figure I.3: L'impulsion électrique se propage dans le muscle cardiaque et induit sa contraction. Elle prend naissance dans le sinus (a) puis se propage dans les oreillettes (b) entraînant leurs contractions (systole auriculaire). L'impulsion arrive alors au nœud auriculo-ventriculaire (AV) seul point de passage électrique entre les oreillettes et les ventricules. Une courte pause est alors introduite (c) juste avant la propagation dans les fibres constituant le faisceau de His. Au passage de l'impulsion électrique (d) les ventricules se contractent à leur tour (e) (systole ventriculaire). Après la diastole (décontraction du muscle) les cellules se re-polarisent (f). Le cycle du battement cardiaque est alors terminé et le cœur est prêt pour un nouveau battement [2].

L'activité électrique instantanée peut être définie par un vecteur orienté suivant la différence de potentiel présente dans le cœur, et de module proportionnel à celle-ci. Le couple d'électrodes enregistre à chaque instant l'amplitude de la projection de ce vecteur suivant leur axe : ainsi, lorsque le vecteur électrique est orienté de l'électrode - à l'électrode +, on observe sur l'enregistreur une déflexion positive, et lorsque le vecteur est orienté en sens inverse, la

déflexion est négative. À l'échelle d'une cellule, le détail des tracés est indiqué sur la Figure (1.4).

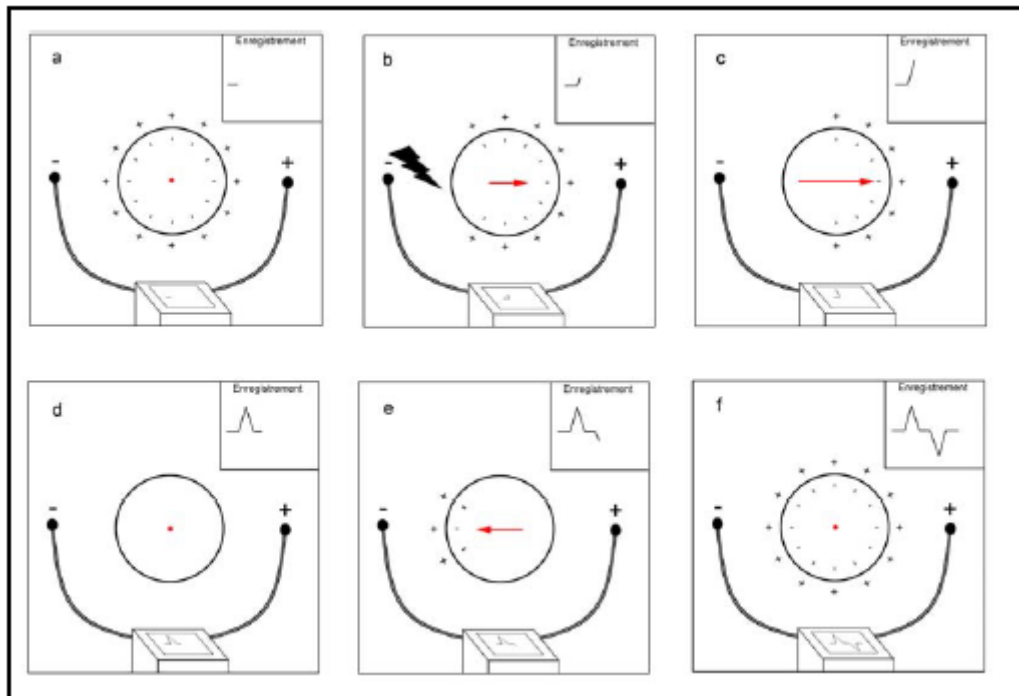


Figure I.4 : Considérons une cellule unique ; au repos, celle-ci est chargée uniformément ; le vecteur de dépolarisation est nul (point rouge), le tracé est donc plat (a). Une stimulation extérieure du côté gauche induit une perte de charge de ce côté ; l'impulsion électrique se propage alors de gauche à droite. Le vecteur de dépolarisation associé (flèche) est orienté de l'électrode négative vers l'électrode positive : l'enregistrement présente donc une déflexion positive (b) qui est maximale lorsque la dépolarisation a atteint le milieu de la cellule. La fin de la dépolarisation se traduit par une pente descendante(c), car le vecteur est toujours orienté dans le même sens mais son amplitude diminue. Une fois la cellule dépolarisée, le tracé est plat (d). La repolarisation de la cellule se traduit par un vecteur électrique orienté dans le sens opposé au précédent ; le tracé présente donc, dans un premier temps, une déflexion négative (e) pour ensuite redevenir plat (f)[2].

I.4.2. Trace électrique du cœur :

Le battement cardiaque peut donc être suivi grâce à l'enregistrement en surface du signal électrique qui l'accompagne. En effet, chaque phase du battement possède une trace électrique particulière. Un œil exercé peut donc, dans la plupart des cas, différencier de manière rapide la trace d'une contraction auriculaire de la trace de contraction ventriculaire.

Appliquons le principe de l'ECG, expliqué au paragraphe (I-3-1), à l'activité électrique d'un battement cardiaque normal. L'impulsion initiale vient du sinus : elle n'est pas visible sur l'ECG. L'onde électrique qui se propage ensuite dans les oreillettes, entraînant leurs contractions, laisse la trace d'une petite déflexion positive sur l'ECG : l'onde P (Figure I.5.a).

L'impulsion arrive alors au nœud auriculo-ventriculaire (AV), où se produit la courte pause qui se traduit sur l'ECG par un petit segment plat ; puis elle emprunte les voies de

conductions rapides (le faisceau de His) pour entraîner la contraction des ventricules, suivie de leur repolarisation. Cette propagation de l'impulsion, et la contraction brève et puissante de l'ensemble du muscle ventriculaire, dessinent sur l'ECG une succession de 3 ondes (Q, R et S) appelé complexe QRS (Figure I.5.b). L'onde Q est la première : c'est une onde dirigée vers le bas, qui n'est pas toujours visible sur le tracé ; la seconde est l'onde R : elle est de grande amplitude et dirigée vers le haut ; la dernière est dirigée vers le bas : c'est l'onde S. C'est l'ensemble de ces trois ondes qui constitue le complexe QRS. Après chaque complexe QRS, on observe sur l'ECG une onde appelée onde T. Entre cette onde et l'onde précédente, on note une courte pause appelée le segment ST, dont l'étude est très importante pour l'identification de certaines pathologies. L'onde T traduit la phase de repolarisation des cellules constituant les ventricules ; c'est un phénomène purement électrique et pendant cette phase le cœur est mécaniquement inactif (Figure I.5.c) [2].

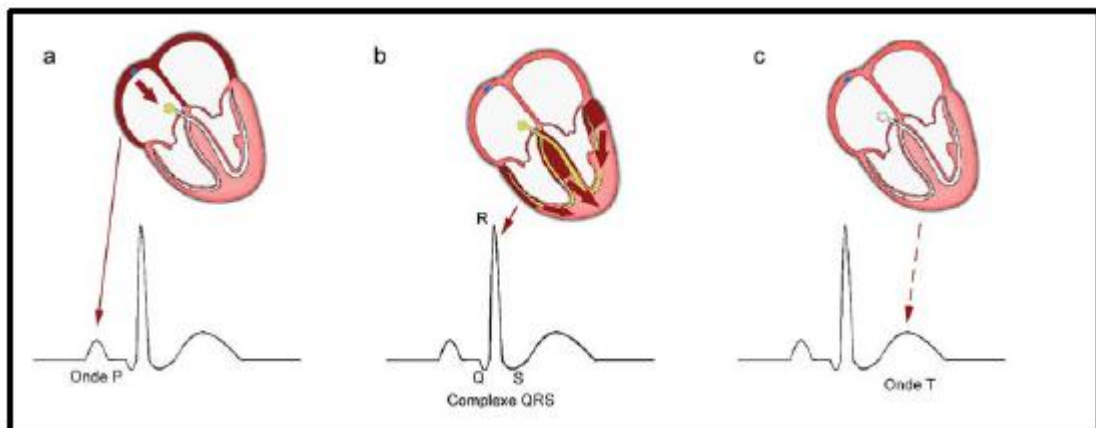


Figure I.5 : La contraction des oreillettes se traduit sur l'ECG par une onde positive appelée onde P (a). Elle est suivie d'une courte pause correspondant à la temporisation effectuée par le nœud (AV). La contraction brève et puissante des deux ventricules est représentée par trois ondes : l'onde Q, l'onde R et l'onde S. On parle alors de complexe QRS (b). Q est la première onde négative en début de complexe ; elle n'est pas toujours visible ; l'onde R est la deuxième onde ; elle est positive et de grande amplitude, la troisième étant l'onde S. L'onde T correspond à la repolarisation des cellules musculaires des ventricules (c). Entre cette onde et l'onde S se situe le segment ST [2].

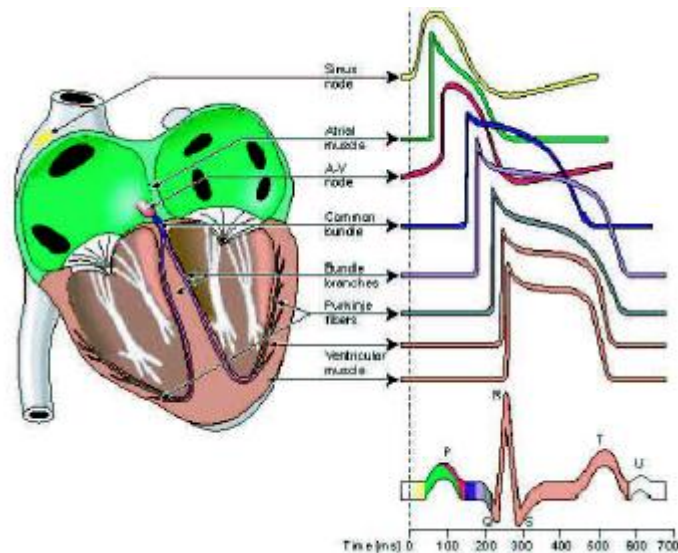


Figure I.6 : Propagation du potentiel d'action dans le coeur et ondes électrocardiographies correspondantes en sommant toutes les contributions des potentiels d'actions [1].

I-5 Les segments de l'ECG

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

L'intervalle P-R (ou P-Q) : Il correspond au délai entre la dépolarisation de l'oreillette et celle du ventricule. C'est le temps de propagation de l'onde de dépolarisation à travers les oreillettes, le noeud atrio-ventriculaire, le faisceau de HIS et le réseau de PURKINJE, jusqu'aux cellules myocardiques ventriculaires[1].

Le segment S-T : Correspond à la phase de repolarisation ventriculaire, phase durant laquelle les cellules ventriculaires sont toutes dépolarisées : il n'y a donc pas a priori de propagation électrique, le segment est alors isoélectrique [1]

L'intervalle R-R : l'intervalle RR sépare les sommets de deux ondes R successives et représente la fréquence instantanée.

Lorsqu'on parle de rythme cardiaque, on parle à la fois du lieu de genèse de l'activité électrique du coeur et de la régularité ou non de sa propagation. Ainsi, on parle de rythme sinusal régulier lorsqu'il est :

Régulier : espace R-R identique sur tout le tracé, avec des complexes QRS similaires

Sinusal : l'activité électrique est générée par le noeud sinusal.

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

- Sinusal (du noeud sinusal : une onde P précède chaque complexe QRS).
- Jonctionnel (du noeud atrio-ventriculaire : complexes QRS fins et onde P rétrograde).
- Ventriculaire (myocytes ventriculaires : complexe QRS élargi et sans onde P).
- Ectopique (issu des cellules musculaires auriculaires : onde P anormale et complexe QRS normal).
- Artificiel (pacemaker).

Dans le cas du pacemaker, le rythme est imposé par un stimulateur cardiaque implanté à proximité du coeur et relié à celui-ci par des électrodes. Selon la pathologie, les électrodes vont stimuler les oreillettes, les ventricules ou les deux [1].

L'intervalle Q-T : l'intervalle QT correspond au temps de systole ventriculaire qui va du début de l'excitation des ventricules jusqu'à la fin de leur relaxation.

L'intervalle QT est mesuré entre le début de l'onde Q et la fin de l'onde T (figure 1.7). Cet intervalle est variable, en fonction de la fréquence cardiaque, en effet il existe une relation inverse entre l'intervalle QT et la fréquence cardiaque. Pour cette raison, diverses formules sont utilisées pour corriger l'intervalle QT afin de tenir compte de l'influence de la fréquence cardiaque. Idéalement, un diagramme de dispersion des valeurs QTc dérivées par rapport aux valeurs RR devrait produire une ligne horizontale de régression linéaire (pente = 0), indiquant que les intervalles QTc sont indépendants des valeurs RR (figure I.8)..

La formule de correction pour la fréquence cardiaque qui est couramment utilisée en pratique clinique est celle de Bazett [3]

$$QTc = QT/RR^{0,5} \quad (I.1)$$

Malheureusement, cette formule sous-estime l'intervalle QTc lorsque la fréquence cardiaque est faible et le surestime aux fréquences élevées.

La formule de Fridericia est maintenant reconnue comme une formule de correction plus appropriée pour la fréquence cardiaque [4] :

$$QTc = QT/RR^{0,33} \quad (I.2)$$

Bien que la formule de Fridericia donne des valeurs QTc qui sont moins dépendantes de la fréquence cardiaque que celles obtenues par la formule de Bazett, ces deux formules comportent une limite, en ce qu'elles présument qu'un coefficient de correction constant pour la fréquence cardiaque peut être appliqué à différentes populations et à différents individus.

Il existe des causes extracardiaques au fait que le QTc soit hors de ces limites : lorsque que le QTc est inférieur à cette limite, le patient peut présenter une hypercalcémie ou une hyperthermie ; à l'inverse, lorsqu'il est supérieur à 430 ms, le patient peut être atteint d'hypocalcémie. Il existe aussi des causes cardiaques : par exemple, lorsqu'un patient est atteint de la maladie dite du « QT long », il est important de le diagnostiquer, car il existe pour lui un risque de passage en TV (Tachycardie ventriculaire) : en effet, le QT long est susceptible de favoriser un phénomène appelé R sur T, commence tandis que la repolarisation du battement précédent n'est pas encore terminée. Ce phénomène est facilement générateur de boucles de conduction à l'origine de TV [5].

La figure I.7 ci-dessous décrit les paramètres d'intérêt pour la description du signal ECG.

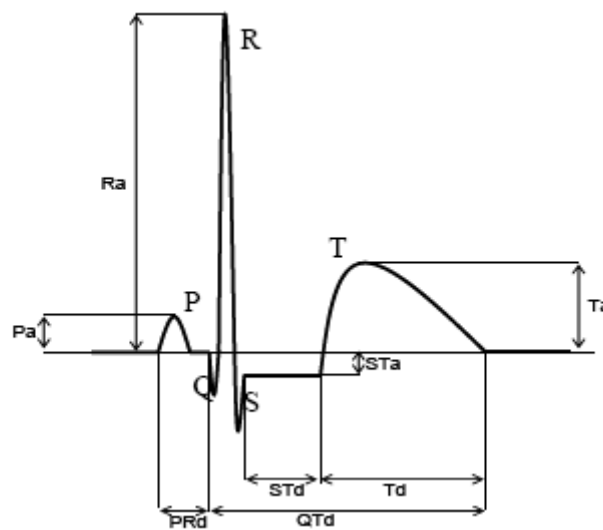


Figure I.7 : Paramètres d'intérêt pour la description d'un battement [5].

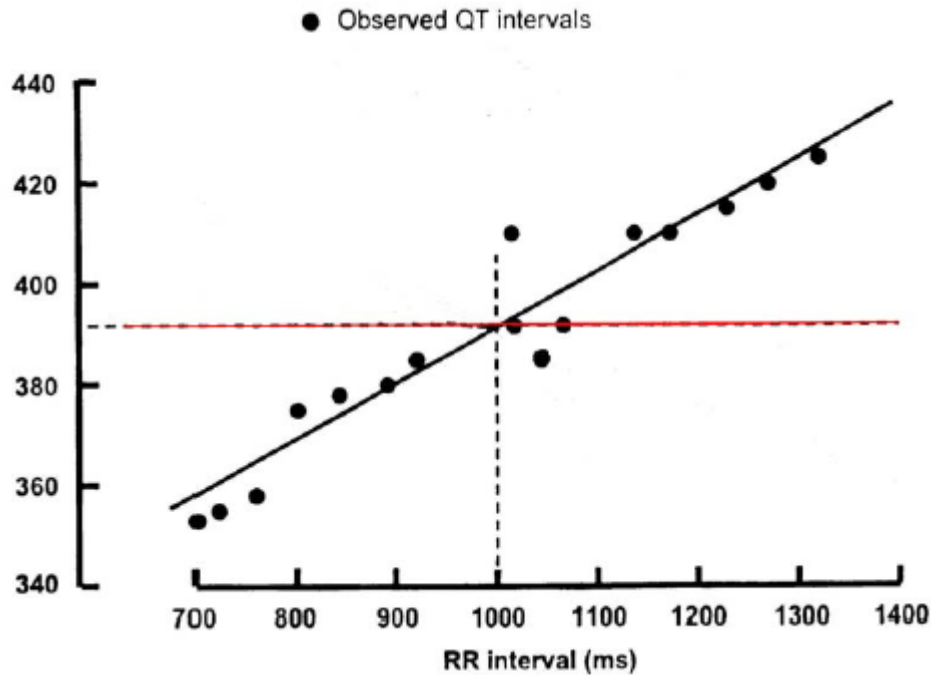


Figure I.8 : relation entre RR (fréquence cardiaque et l'intervalle QT) [6].

I.6. Les dérivations et disposition des électrodes de mesure :

L'activité électrique cardiaque peut être enregistrée à n'importe quel endroit du corps, mais la pratique a imposée des dérivations qui, selon Einthoven, sont considérées comme standards. [7]

I.6.1. les dérivations périphériques standards (Einthoven) :

Ce sont des dérivations périphériques bipolaires permettant de mesurer la différence de tension entre deux extrémités éloignées du corps. Elles sont issues du triangle d'Einthoven. (Figure 1.10)

Les oscillations de potentiel dans les électrodes sont du même ordre de grandeur. Les électrodes sont fixées au poignet et à la cheville suivant le schéma suivant est illustré sur la figure I.10.

Dérivation I : bras gauche – bras droit ;

Dérivation II : jambe gauche- bras droit ;

Dérivation III : jambe gauche-bras gauche.

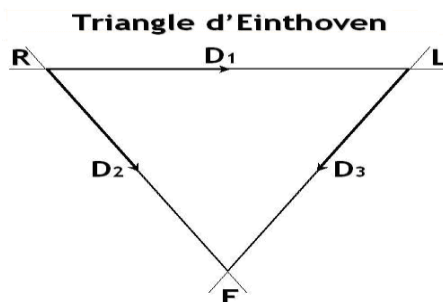


Figure I.9 : triangle d'Einthoven [8]

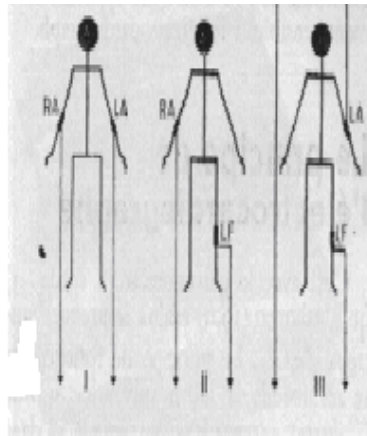


Figure I.10: les dérivations périphériques standard d'Einthoven [7]

I.6.2. les dérivations périphériques unipolaires (Wilson)

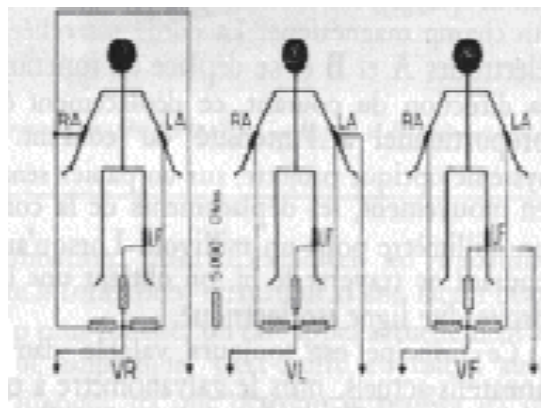


Figure I.11 : les dérivations périphériques unipolaires (Wilson) : [7]

Par ce procédé, il est possible d'enregistrer les variations de potentiel à chaque extrémité au moyen d'une électrode exploratrice (pôle positif), par comparaison au potentiel constant d'une électrode de référence.

Cette électrode de référence (pôle négatif) correspond à la mise en court-circuit des trois extrémités par des résistances de 5000Ω (figure 1.11) .

pour rechercher les modifications de potentiel on utilise donc deux électrodes, l'une, de référence ; l'autre (exploratrice), reliée au galvanomètre. Les dérivations sont désignées par VR, VL, et VF (RL et F étant respectivement : bras droit, bras gauche, pied gauche) [7].

I.6.3. les dérivations périphériques unipolaires (Goldberger) :

Comme dans les dérivations de Wilson, l'électrode exploratrice (pôle positif) est reliée au galvanomètre mais l'électrode de référence met les deux autres extrémités en court-circuit, sans résistance intermédiaire (figure 1.12), pour les différencier on les désigne par aVR, aVL et aVF. [5]

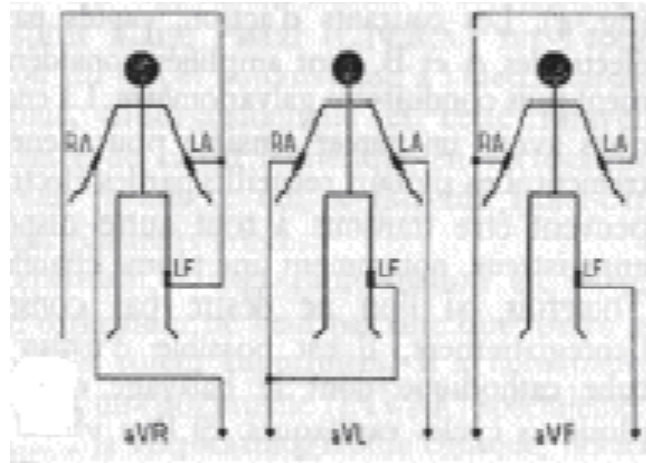


Figure I.12: Les dérivations périphériques unipolaires de Goldberger [7].

I.6.4. les dérivations précordiales unipolaires (Wilson) :

Dans ce procédé, nous avons une électrode de référence type Wilson et une électrode exploratrice placées près du cœur. La position de cette dernière sur la paroi thoracique est très précise (figure 1.13)

Les dérivations précordiales sont considérées comme un élément indispensable à tout enregistrement ECG et on les désigne habituellement par la lettre V suivie d'un chiffre (ex. V4 : intersection de la ligne médio claviculaire avec le 5^{ème} espace intercostal).

En fonction des différentes dérivations la morphologie de l'enregistrement varie ; en outre, l'état pathologique provoque des déformations et une certaine codification est nécessaire pour transcrire l'interprétation des tracés ECG.

Les dérivations unipolaires, elles reprennent les mêmes principes que les dérivations de Goldberger, à savoir que la dérivation enregistrée (par exemple V2) est le pôle positif, les autres précordiales servant de pôle négatif (dans l'exemple, V1 + V3 + V4 + V5 + V6).

Elles ont cependant 2 caractéristiques qui les distinguent fondamentalement:

- elles mesurent l'activité électrique du cœur dans le plan horizontal;
- elles sont posées à proximité du cœur: précordiales [9].

Les dérivations précordiales sont dites semi directes car l'activité qu'elles enregistrent n'est qu'une amplification du signal qu'on peut enregistrer à l'épicaarde.

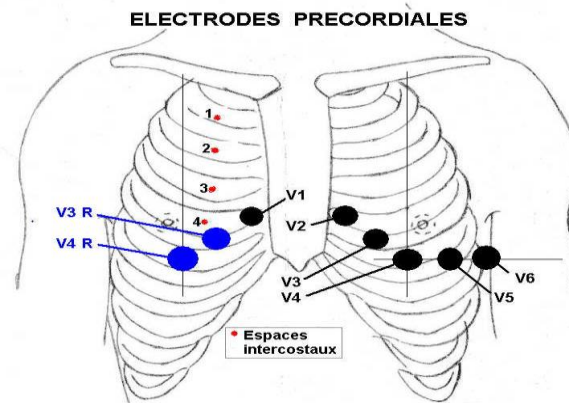


Figure I.13 : les électrodes précordiales de Wilson [9].

Position des électrodes précordiales:

- V1: 4ème espace intercostal, bord droit du sternum (ligne parasternale)
- V2: 4ème espace intercostal, bord gauche du sternum (ligne parasternale)
- V3: à mi-distance entre V2 et V4
- V4: 5ème espace intercostal, ligne médio-claviculaire
- V5: à mi-distance entre V4 et V6, sur la ligne axillaire antérieure
- V6: même niveau horizontal que V4 et V5, ligne axillaire moyenne [9].

I.7. Les sources de bruits affectant l'ECG :

Comme dans toute chaîne d'instrumentation, le bruit se manifeste de deux façons :

- le signal ECG acquis est bruité directement dans son environnement propre.
- Le signal ECG est bruité le long de la chaîne de transmission et de traitement de l'information.

Ces bruits vont perturber et masquer l'information utile. Parmi les types de bruits pouvant affecter un signal ECG nous pouvons citer [10] :

I.7.1. Bruit physiologique :

Il est dû aux variations de potentiel engendrées au sein des tissus musculaires. Son amplitude est la même que le signal ECG mais il se produit dans les hautes fréquences.

I.7.2. Bruit électronique :

Un électrocardiographe est constitué de plusieurs circuits passifs et actifs qui comportent un nombre important de résistances. Il est bien connu que ces composants passifs présentent un bruit thermique. Ce bruit thermique est dû à l'agitation thermique des électrons.

I.7.3. Bruit de l'environnement :

Différentes sources d'interférences peuvent perturber le signal ECG comme le réseau 50Hz. En effet, les circuits constituant un électrocardiographe doivent être alimentés en courant du réseau et de ce fait le signal ECG se trouve inévitablement parasité.

De plus, en milieu hospitalier, une panoplie de bruit de différente origine a pour effet de perturber le signal ECG, alors, des précautions spécifiques sont prévues pour atténuer ces bruits.

I.7.4. Influence des mouvements:

Les mouvements des patients produisent une activité musculaire ayant pour origine une excitation qui interfère avec le signal ECG. Ces mouvements peuvent aussi provoquer les variations d'impédance « peau - électrode ».

I.7.5. Bruit dû aux techniques numériques :

Actuellement, le traitement du signal ECG se fait par voie purement numérique. Pour cela il est nécessaire de passer par l'étape de numérisation du signal. Pour répondre à cette exigence, nous devons prévoir une conversion analogique numérique et nous savons que cette opération permet de remplacer la valeur du signal par une approximation. L'effet de cette approximation se traduit par la superposition du signal d'origine avec un signal d'erreur.

I.8. Les pathologies cardiaques :

Dans cette partie on va mettre simplement en relation certaines observations anormales du tracé ECG avec les pathologies les plus courantes. Il s'agit ainsi de sensibiliser le lecteur à l'importance diagnostique de l'étude des caractéristiques des ondes P, Q, R, S et T (formes, distances relatives, ...).

L'étude d'un enregistrement ECG est fondée sur l'analyse de quelques battements cardiaques successifs ; les variations des paramètres caractéristiques de chaque battement au cours de l'enregistrement constituent une source d'information essentielle. Ces paramètres caractéristiques sont :

- Les durées des ondes P, Q, R, S et T, et les amplitudes mesurées par rapport à la ligne de base .qui est la ligne isoélectrique du cœur au repos, elle est prise comme référence [5].

Les valeurs des paramètres couramment constatées chez l'adulte en bonne santé sont présentées dans le tableau (I.1).

	Onde P	Intervalle PQ	Complexe QRS	Intervalle ST	Intervalle QT	Onde T
Durée (s)	(Pd) 0.08-0.1	(PQd) 0.12-0.2	0.08	(STd) 0.20	(QTd) 0.36 ⁽¹⁾	0.2
Amplitude (mV)	(Pa) 0.25	Isoélectrique : 0	Qa<0, Ra>0, Sa<0	Isoélectrique : 0	-	Ta>0

(1) L'intervalle QT dépend du rythme cardiaque, la valeur donnée ici est pour 70 bpm.

Tableau I.1 : valeurs habituelles des différents paramètres caractérisant un battement cardiaque [5].

Nous allons citer par la suite quelques pathologies :

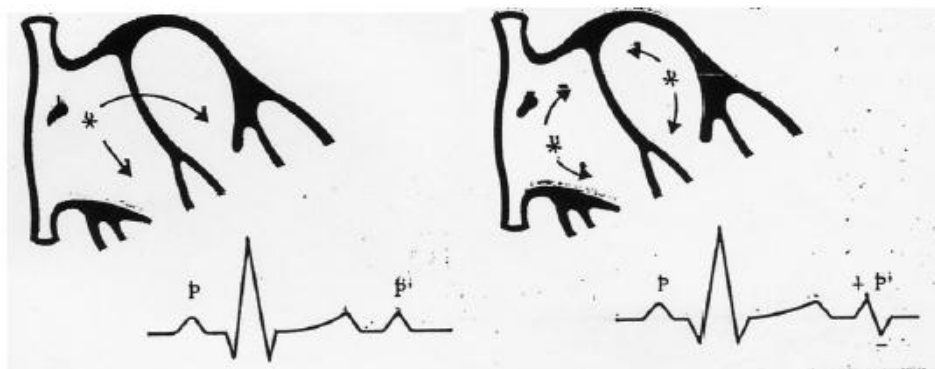
I.8.1. Extrasystoles auriculaires ou ventriculaires :

Par définition, les extrasystoles auriculaires (ESA) ou ventriculaires (ESV) proviennent de foyers ectopiques soient auriculaires ou soient ventriculaires.

I.8.1.a. Extrasystoles auriculaires ESA.

Leur aspect électrique dépend du niveau de leur genèse par rapport au nœud sinusal (figure I.14) :

- ESA péri sinusale: l'onde P' a *un aspect voisin d'une onde sinusale*
- ESA droite ou gauche: onde P' à un aspect *bi phasique*.
- ESA basse: l'onde P' est volontiers négative, rétrograde, après une séquence P-QRS-T normale [11].



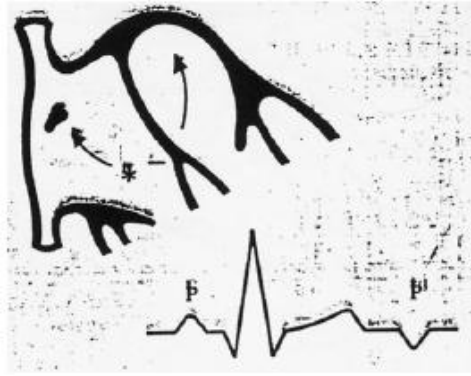


Figure I.14 : Les extrasystoles auriculaires ESA (ESA péri sinusale, ESA droite ou gauche, ESA basse) [11].

I.8 .1.b. Extrasystole ventriculaire (ESV)

L'extrasystole ventriculaire (ESV) est un battement anormal .Les ESV s'observent sur quasiment tous les enregistrements, principalement en période de récupération après un effort.

Bien que leur présence n'indique aucune pathologie particulière, si, de façon récurrente, leur nombre par minute est supérieur à 6, elles peuvent être un signe précurseur d'une tachycardie ventriculaire

Contrairement aux battements normaux qui ont pour origine la dépolarisation des cellules sinusales (voir Fonctionnement électrique), l'ESV naît de la dépolarisation spontanée d'un petit groupe de cellules ventriculaires, appelé alors foyer ectopique ventriculaire. L'impulsion électrique créée n'emprunte pas la voie normale de conduction (faisceau de His), et se propage donc plus lentement dans les ventricules. La contraction ventriculaire ainsi étalée dans le temps perd de son efficacité.

Le tracé d'un battement ESV est caractérisé par deux propriétés : l'onde R n'est pas précédée d'une onde P, puisqu'il n'y a pas eu d'activité auriculaire préalable, et la durée du complexe est supérieure à la durée d'un complexe QRS normal (Figure 1.15). [7]

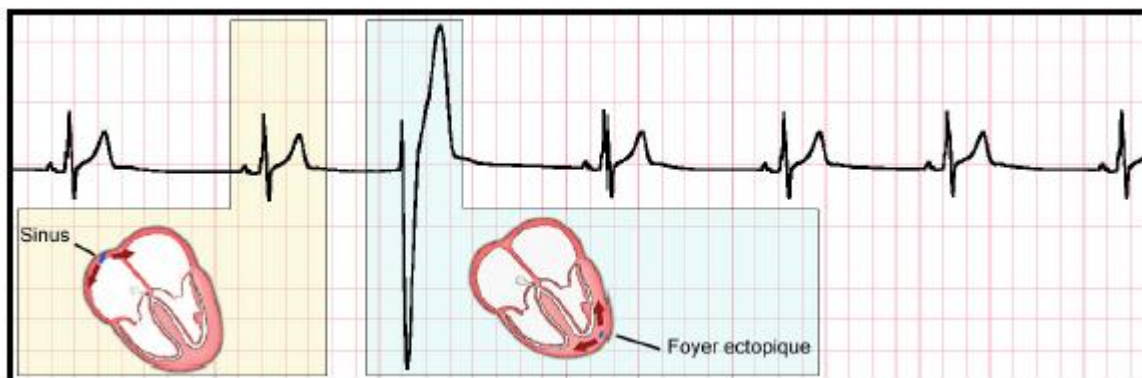


Figure 1.15: Extrasystole ventriculaire (ESV). Ce type de battement a pour origine la dépolarisation spontanée d'un groupe de cellules des ventricules : il n'est donc pas précédé d'une onde P, et il est plus large qu'un complexe QRS. Les ESV sont pathologiques si leur nombre par minute est supérieur à 6[7].

I.8 .2. Le syndrome du QT long (LQTS) et la torsade de pointe

Le Syndrome du QT Long est un désordre hérité, rare, du système électrique du cœur. Il est du à des défauts dans les structures cellulaires du muscle du cœur appelées canaux ioniques. Le cœur n'est pas impliqué dans cette anomalie, sa fonction mécanique est normale.

Ces défauts produisent l'allongement de l'intervalle QT et favorisent chez les malades un terrain propice à une accélération anormale du rythme cardiaque (arythmie ventriculaire) appelée Torsades de pointes.

Ces graves perturbations entraînent une perte de conscience soudaine (syncope, pose cardiaque) et peuvent mener à la mort subite par Fibrillation.

La torsade de pointe est une arythmie cardiaque qui entre dans la catégorie des tachycardies ventriculaires. Elle peut se manifester par une syncope, si elle est de courte durée et spontanément résolutive, ce qui arrive souvent, ou entraîner une fibrillation ventriculaire et la mort.

Elle résulte d'un déséquilibre ionique de part et d'autre de la membrane des cellules cardiaques, entraîné la plupart du temps par un dysfonctionnement de la pompe à potassium.

La contraction du cœur ne se fait plus de manière synchrone à partir du nœud atrioventriculaire, mais elle se déclenche au niveau du ventricule. Le départ de l'excitation change à chaque contraction, donnant une image caractéristique à l'ECG, avec des complexes larges, polymorphes, rapides (plus de 250 battement/minute), dont l'axe varie avec le temps, comme si la pointe du cœur tournait, d'où le terme " torsade de pointe ". [11]

I.8 .3. Bradycardie

La bradycardie est caractérisée par le fait que la fréquence cardiaque est inférieure à 60 bpm ; elle est dite d'origine sinusale, jonctionnelle, ou ventriculaire, selon le site d'initiation de l'impulsion électrique à l'origine des battements considérés [5].

I.8.4. La tachycardie

À l'inverse de la bradycardie, la tachycardie est caractérisée par le fait que la fréquence est supérieure à 100 bpm ; elle peut être d'origine sinusale, auriculaire ou ventriculaire [5].

I.8.5. Arythmies, ou troubles de la régularité

L'absence de régularité des battements cardiaques est une caractéristique du rythme importante pour le diagnostic ; elle est souvent associée à un trouble de la production ou de la conduction de l'impulsion électrique (foyers ectopiques, blocs, boucles, ...). Les arythmies permanentes ou sporadiques nécessitent un suivi médical et sont des indications typiques à la pose régulière d'un enregistreur Holter [5].

I.8.6. Les Blocs :

Le bloc est un exemple de problèmes de conduction. C'est un défaut localisé de propagation de l'impulsion électrique dans le tissu cardiaque. Lorsqu'il est complet, c'est-à-dire que l'absence de conduction est totale, des pacemakers de réserve comme un foyer ectopique auriculaire, ou le nœud AV, peuvent prendre le relais et entraîner des bradycardies ou tachycardies, comme étudié au paragraphe précédent. A l'inverse, lorsqu'il apparaît de manière sporadique, suivant le cas, il peut se manifester par des troubles du rythme : on observe alors une irrégularité.

Au niveau des voies de conduction rapide de l'influx nerveux dans le cœur, il existe essentiellement trois types de « blocs » classés suivant leurs localisations (Figure I.16): le bloc sino-auriculaire (SA) situé entre le sinus et les oreillettes, le bloc auriculo-ventriculaire (AV) entre les oreillettes et les ventricules, et le bloc de branche (droit et/ou gauche) au niveau de la transmission à chacun des deux ventricules ; ce sont surtout les deux premiers (blocs SA et AV) qui sont susceptibles d'entraîner des troubles du rythme.

Notons que n'importe quelle partie du myocarde peut constituer un « bloc », par dégénérescence ou mort cellulaire, dans une zone infarctée (Une zone infarctée est une zone qui a subi un infarctus, c'est-à-dire une zone dans laquelle les cellules musculaires sont mortes car elles ont été privées d'oxygène pendant un certain temps).

par exemple, et un tel bloc peut modifier la propagation de l'influx nerveux en créant des zones de réverbération des ondes à l'origine d'éventuelles boucles, qui, comme évoqué plus haut, peuvent engendrer une arythmie. [5]

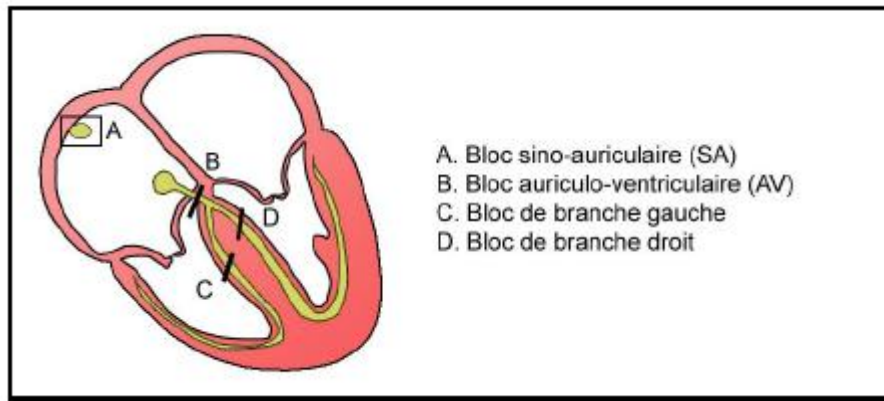


Figure 1.16 : Localisation des blocs standard le long des voies de conduction rapide de l'influx nerveux. Les blocs sont des défauts de conduction ; on les classe suivant leur localisation. S'ils sont complets, c'est-à-dire permanents, l'impulsion n'est plus transmise d'une région à l'autre du cœur ; dans ce cas, des foyers ectopiques, sortes de pacemakers de réserve, prennent le relais [5].

I.9. Conclusion :

L'électrocardiographie a beaucoup évolué durant cette dernière décennie. elle reste un outil incontournable pour le diagnostic des troubles du rythme, des infarctus et d'un grand nombre de pathologie cardiaques.

Dans ce chapitre on a fait un aperçu sur l'anatomie du cœur et sa physiologie ainsi qu'une description du signal ECG et ses ondes P, QRS, et T, étaient fait. Un intérêt particulier a l'intervalle QT et le rythme cardiaque et la relation existant entre eux était mise en exergue dans plusieurs cas de pathologies, une description succincte dans différentes sources de bruits pouvant affecter l'ECG était présentée. Le filtrage de ces bruits constitue l'étape fondamentale pour faciliter l'analyse du signal ECG et extraire ses paramètres, le chapitre suivant présente le filtrage et la détection des complexes QRS

Chapitre II : Détection des pics R

II.1. Introduction :

La détection robuste des complexes QRS constitue le préalable à toute analyse du signal ECG. Ce chapitre présente la méthode développée et utilisée dans le cadre de notre étude.

Cette partie présente les détails de la détection des pics R.

À première vue, cette détection semblerait pouvoir être effectuée par un simple seuillage du signal, car les ondes R sont en général de plus grande amplitude que les autres.

Mais ce n'est pas le cas chez tous les patients : parfois, l'onde T est d'amplitude comparable, ce qui pourrait être une sérieuse cause d'erreur. Une bonne détection des complexes QRS nécessite donc un traitement du signal plus élaboré.

Il y a plusieurs méthodes qui sont proposés pour la détection des complexes QRS d'une manière automatique. Par exemple, la méthode de P. Tompkins qui est basée sur l'analyse numérique des pentes, amplitudes, et intervalles des différents ondes composant le signal ECG.

Cet algorithme présente un taux de détection des complexes QRS de 99.92 %, cependant il présente un point faible dans la détection de quelques enregistrements qui présente des ondes P et T amples [12], la méthode de Remi Dubois qui est basée sur le signal ECG composé, obtenu par la combinaison des deux signaux issus des deux dérivations de la base de donnée MIT-BIH.

Cet algorithme présente un taux de détection de 98.90%, mais il a des limites dans la détection des complexes QRS dans les cas des extrasystoles de faibles amplitudes [13], la méthode de Ivaylo I christov est basé sur deux algorithmes.

Le premier algorithme utilise trois seuils en amplitude, et le deuxième algorithme utilise un seuillage temporelle. Cet algorithme donne un taux de détection égale à 99.74%, il présente des limites, car il présente un taux d'erreur élevé [14].

Dans ce travail la méthode non linéaire proposé par Hadi Slimane [15] pour la détection des complexe QRS est implémentée.

L'algorithme implémentant cette méthode est décrit par le schéma bloc donné sur la figure II.5 ci-dessous. Il se compose :

- 1- filtrage passe bande.
- 2- application de la prédiction linéaire.
- 3 – Transformation non linéaire
- 4– Seuillage adaptatif

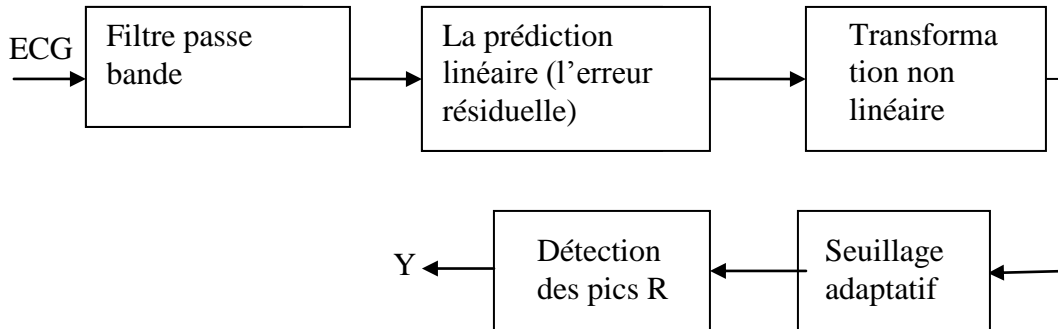


Figure II.5 : schéma bloc qui présente les différentes étapes de l'algorithme.

pendant le signal ECG obtenu lors de l'enregistrement est généralement contaminé avec différentes sources de bruits, ce bruit peut occasionner des erreurs dans la recherche fréquentielle ou temporelle donc provoquer des mauvaises compréhensions d'un système et de résolution de problème. Il est donc absolument nécessaire de filtrer ce bruit pour faire apparaître clairement ces paramètres.

Il existe plusieurs méthodes de filtrage numérique associées à différents algorithmes tels que les filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF) et les filtres à réponse impulsionnelle infinie (RII).

Les filtres à réponse impulsionnelle finie sont caractérisés par une réponse en phase linéaire, ils sont toujours stables.

Cependant les filtres à réponse impulsionnelle infinie sont caractérisés par une grande sélectivité et une réponse en phase non linéaire. Différentes réponses peuvent être obtenues, dépendant du type de filtre. On trouve par exemple le filtre de Butterworth ; connus par leurs réponse en amplitude plate. Ou encore les filtres de Chebycheff sont caractérisés par des ondulations dans la bande passante et une meilleure sélectivité.

L'étude menée sur ce filtre pour filtrer le signal ECG montre que le filtre de Chebycheff d'ordre 4 et de la bande passante [5 :20] Hz présente une légère correction de la ligne de base, à la différence du filtre de Butterworth d'ordre 5 de même bande passante qui lui présente une meilleure correction de la ligne de base, en plus d'une conservation de la morphologie du signal.

C'est alors le filtre de Butterworth qui est implémenté dans notre étude.

II.2. Filtrage du signal ECG :

D'après les données physiologiques, les ondes R ont une énergie maximale dans la bande 5-20 Hz [10]. Il est donc naturel de commencer par un filtrage du signal dans cette Bande. Le filtre utilisé est un filtre numérique récuratif de Butterworth de bande passante 5-20 Hz, d'ordre 5.

Sa fonction de transfert est donnée par la relation suivante. [12]

$$H(Z) = \frac{Y(Z)}{X(Z)} = \frac{\sum_{i=0}^N a_i Z^{-i}}{1 - \sum_{j=1}^M b_j Z^{-j}} = \frac{a_0 \prod_{i=1}^N (Z - Z_i)}{\prod_{j=1}^M (Z - p_j)} \quad (\text{II-1})$$

. En somme, nous pouvons affirmer d'après les résultats qu'on eu d'une manière expérimentale que l'ordre du filtre est intimement lié à sa sélectivité.

La figure (II-1) montre la réponse en fréquence du filtre de Butterworth d'ordre 5 dans la bande de fréquence [5- 20] Hz. Nous remarquons que c'est un filtre stable et ne présente pratiquement aucune ondulation, toute fois la réponse en phase et non lineaire.

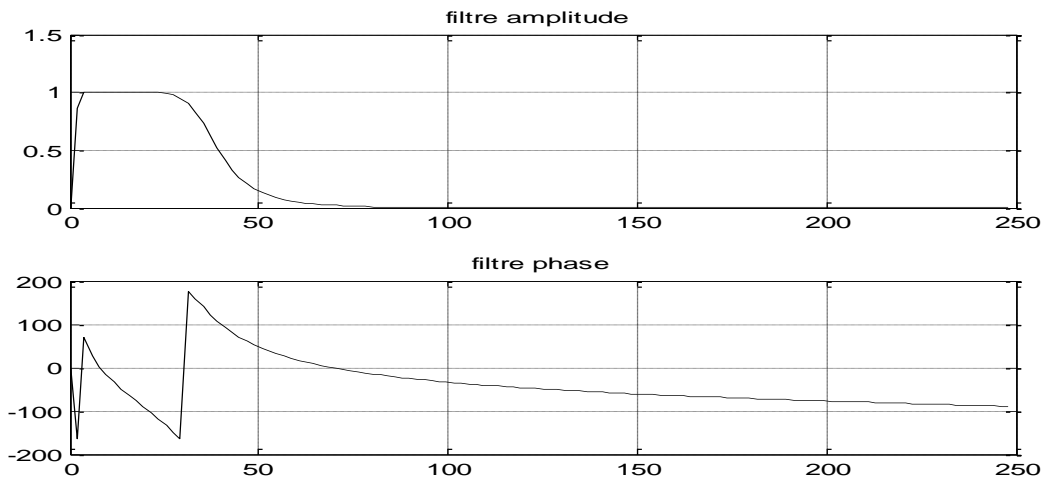


Figure II.1 : la réponse en amplitude et en phase d'un filtre RII d'ordre 5 et de la bande passante [5-20] Hz.

II.3. Résultats expérimentaux :

L'application du filtre numérique passe bande d'ordre 5 de type Butterworth montre qu'il y a une bonne élimination du bruit ce qui justifie que l'information utile se trouve dans la bande de fréquence [5-20] Hz.

La figure II-2, II-3, II-4 illustrent les résultats obtenus par l'application de ce filtre sur les enregistrements de la base de données MIT-BIH. On a obtenu une meilleure correction de la ligne de base, mais ce filtrage présente aussi un retard, cet inconvénient n'a aucun effet sur notre travail en effet, toutes les ondes seront décalées par la même distance et notre objectif c'est la mesure de l'intervalle RR.

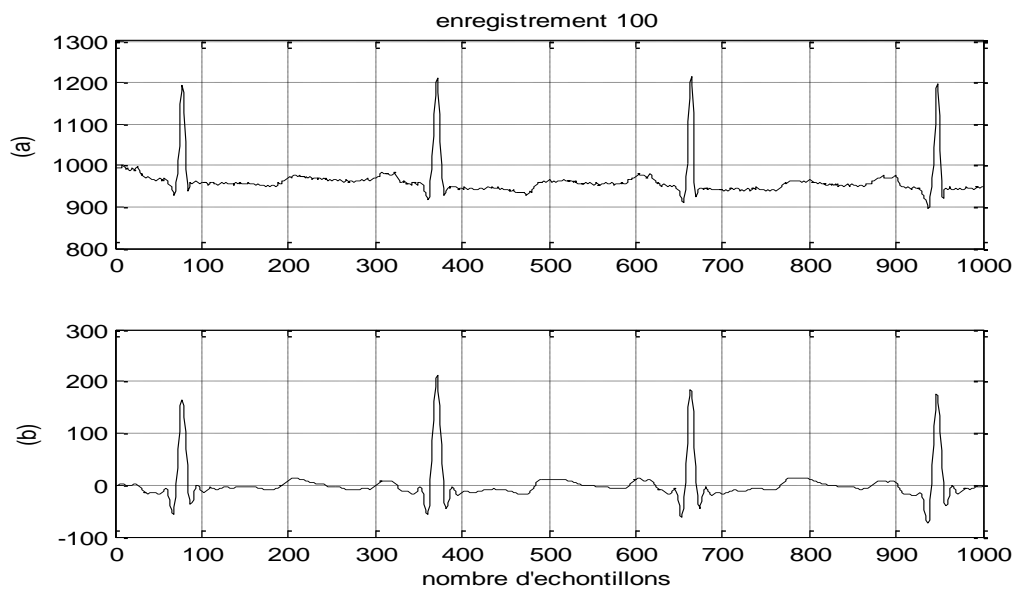


Figure II.2 : (a) signal ECG bruité (enregistrement 100).

(b) signal ECG filtré.

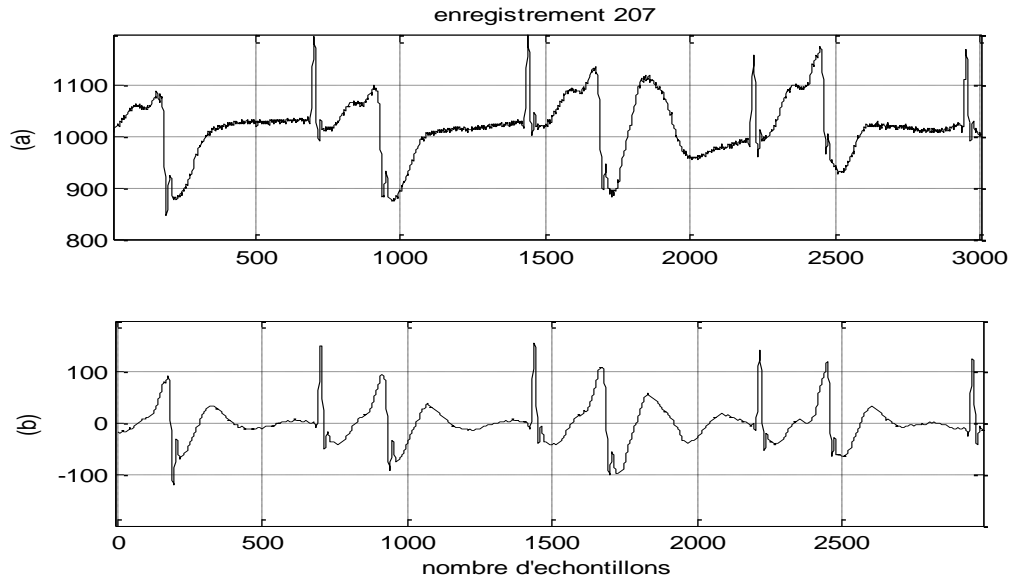


Figure II.3: (a) signal ECG bruité (enregistrement 207).
(b) signal ECG filtré

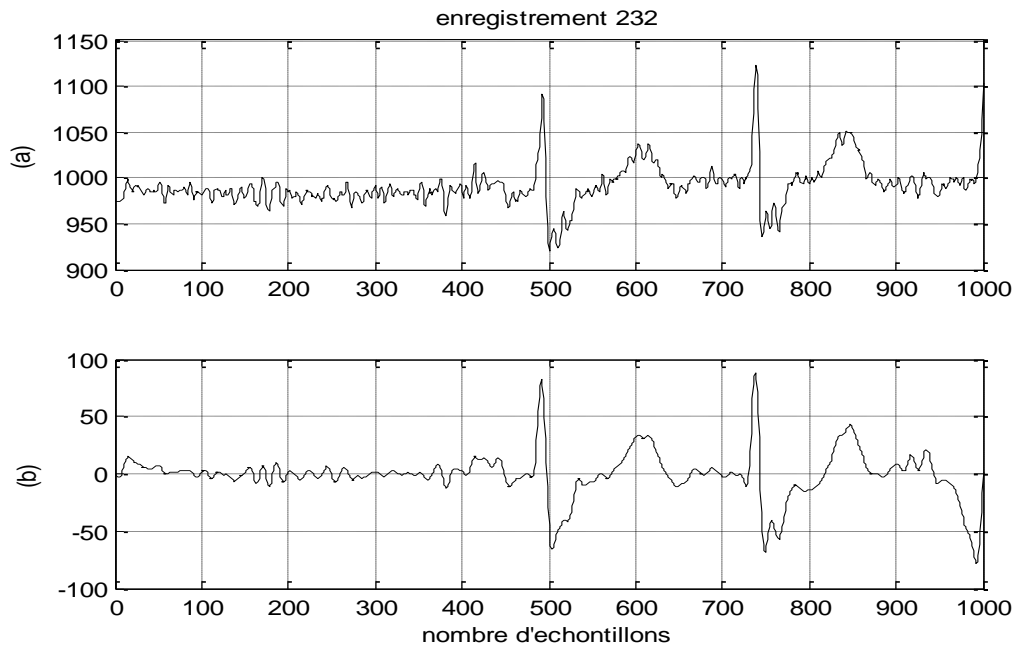


Figure II.4 : (a) signal ECG bruité (enregistrement 232).
(b) signal ECG filtré

II.4. Description de l’algorithme :

Dans ce qui suit les différentes étapes de l’algorithme implémenté sont décrites et étudiés.

II.4.1. Application de la prédiction linéaire et le calcul de l’erreur résiduelle

La prédiction linéaire est un outil très important dans le traitement de signal, c’est une opération de modélisation inverse qui constitue un domaine d’application important du filtrage adaptatif.

Pour une suite de donnée $x(n)$,il faut minimiser la puissance de la suite $e(n)$ telle que : [16]

$$e(n) = x(n) - \hat{x}(n) \tag{II-2}$$

$x(n)$: la suite d’entrée.

$\hat{x}(n)$: la prédiction de la suite d’entrée $x(n)$.

$e(n)$:l’erreur résiduel de la prédiction.

Principe:

Soit à estimer la valeur des échantillons $x(n)$ en fonction de quelques valeurs mesurées précédemment $x(n-i)$. (voir la figure II.6 ci-dessous).

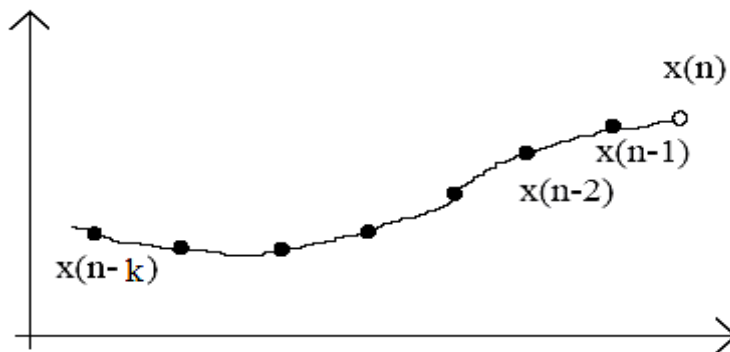


Figure II.6: Les échantillons $x(n-1)$ à $x(n-k)$ utilisés pour estimer la prochaine valeur

La valeur estimée $\hat{x}(n)$ est calculée à partir des échantillons précédents pondérés par des coefficients a_i , $i=1,\dots,k$, traduite par le modèle Autorégressif AR ci-dessous.

$$\hat{x}(n) = a_1x(n-1) + a_2x(n-2) + \dots + a_Kx(n-K) = \sum_{i=1}^K a_i x(n-i) \tag{II-3}$$

La valeur des coefficients de prédiction a_i , $i=1, \dots, k$ s'obtient par minimisation de la Variance σ_e^2 de l'écart $e(n)$.

$$e(n) = x(n) - \sum_{i=1}^K a_i x(n-i) \quad (\text{II-4})$$

La puissance ou la variance de cet écart est alors donnée par :

$$\sigma_e^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} e^2(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \left[x(z) - \sum_{i=1}^K a_i z^{-i} \right]^2 \quad (\text{II-5})$$

La procédure pour obtenir les coefficients a_i , $i=1, \dots, k$ consiste à trouver la valeur de ces coefficients pour que la puissance de l'erreur commise lors de la prédiction soit minimum.

Un schéma fonctionnel traduisant cette démarche est représenté dans la figure 1.7 ci-dessous.

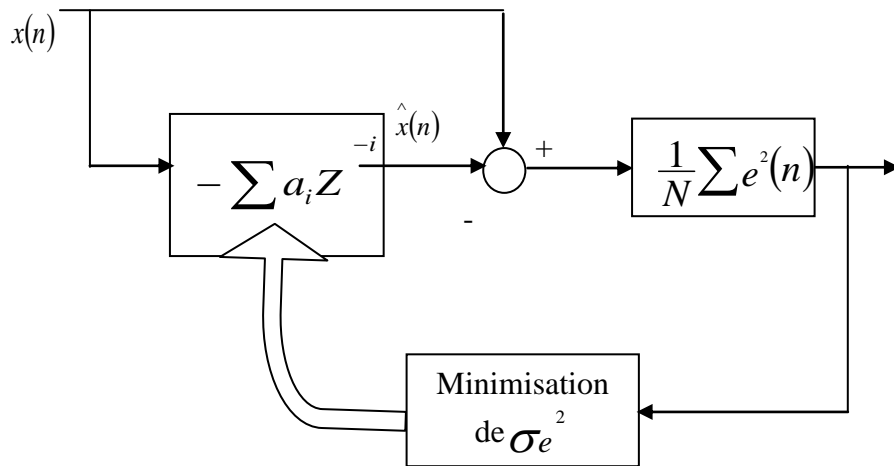


Figure II.7: Schéma fonctionnel du modèle AR

La prédiction linéaire permet de donner des informations concernant les complexes QRS, compte tenu que l'erreur résiduelle contient beaucoup d'informations au niveau de la bande étroite du complexe QRS. En effet le complexe QRS dure très peu de temps et ayant une amplitude très élevée par rapport au reste du signal, ce qui donne une erreur résiduelle plus élevée au niveau du complexe.

II.4.2. Transformation non linéaire :

La transformation non linéaire est une étape très nécessaire pour une bonne localisation du pic R. pour cela il faut éliminer le signe et assurer la symétrie de détection entre les ondes R et les ondes Q et S.

Cette transformation non linéaire est faite sur le signal obtenu suivant la relation suivante[15] :

$$Y(n)= \begin{cases} |x(n)*x(n-1)*x(n-2)| & \text{si } x(n),x(n-1),x(n-2) \text{ ont le même signe} \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.5})$$

II.4.3. détection des pics R

À l'issue du traitement précédent, le signal disponible possède un maximum absolu pour chaque complexe QRS ; il possède en outre d'autres maxima locaux, de plus faible amplitude en général, qui correspondent soit au bruit, soit aux ondes T. Cette étape consiste donc en une recherche de maxima capable de ne pas prendre en considération les maxima trop faibles qui peuvent correspondre au bruit en effectuant un seuillage adaptatif.

Une fois la transformation du signal est faite, les pics R seront détectés. Cette détection est accomplie à travers un algorithme [15], décrite par :

- on fixe un seuil initial avec une valeur égale à 40% de l'amplitude maximale observée pendant les deux premières secondes du signal.

- après les deux secondes la valeur du seuil est divisée par deux.

- une période réfractaire égale à 100 ms est imposée

- s'il y aura un dépassement de seuil adaptatif, le seuil prendra la valeur de l'amplitude de signal.

Si non, si la période réfractaire est écoulée la valeur de seuil est divisée par deux.

II.5. Résultats expérimentaux :

Les étapes de l'algorithme de détection sont mises en application sur les enregistrements de la base de données d'arythmie MIT-BIH, dans laquelle chaque complexe QRS à été annoté manuellement par deux cardiologues, l'analyse porte uniquement sur la première voie des enregistrements :

Les figures [II.4 jusqu'aux II.8] représentent les résultats obtenus sur six différents enregistrements avec des morphologies différentes :

- l'enregistrement 101 : représente un signal ECG normal.
- l'enregistrement 108 : représente un QRS inversé avec une onde P d'amplitude comparable avec celle du complexe QRS.
- l'enregistrement 109 : représente un signal ECG avec une onde P absente et une onde T plus large et un rythme cardiaque lent.
- l'enregistrement 119 : représente un signal ECG avec une onde T négative (inversé).
- l'enregistrement 222 : représente un signal ECG avec une onde P plus ample.

Où : (a) signal ECG original

(b) l'erreur résiduel après l'application de la prédiction linéaire.

(c) la transformation non linéaire.

(d) résultat de détection des pics R.

1) enregistrement 101.

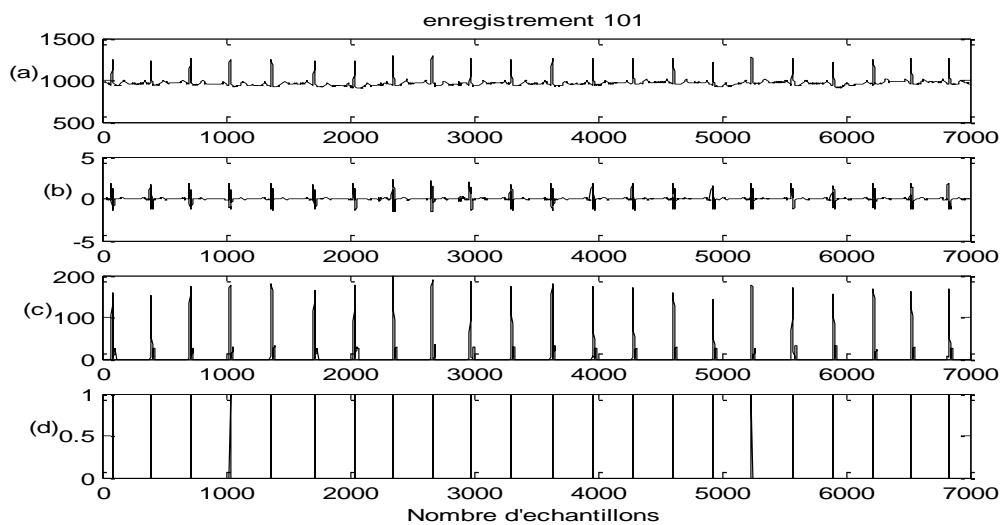


Figure II.4 : Les quatre étapes de traitement de l'algorithme (enregistrement 101 ,cas normal)

2) enregistrement 108

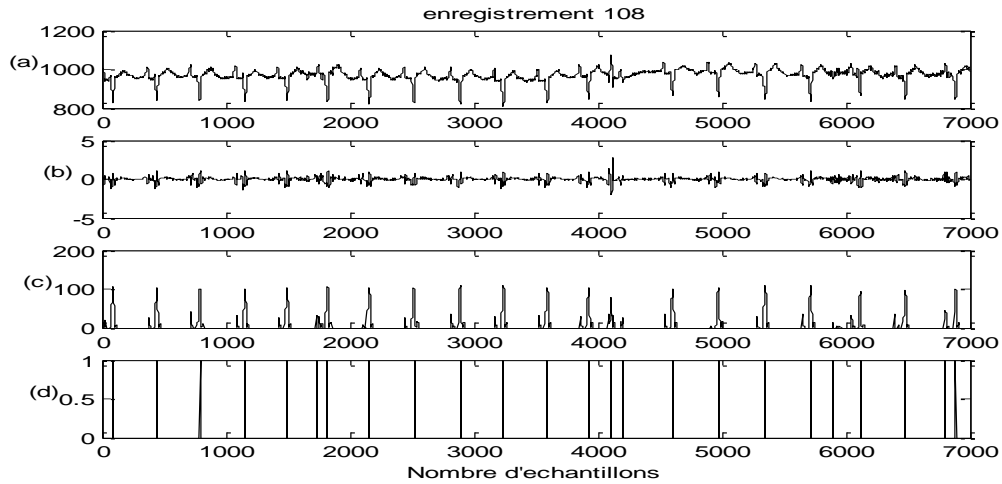


Figure II.5 : les quatre étapes de traitement de l'algorithme (enregistrement 108)

3) enregistrement 109 :

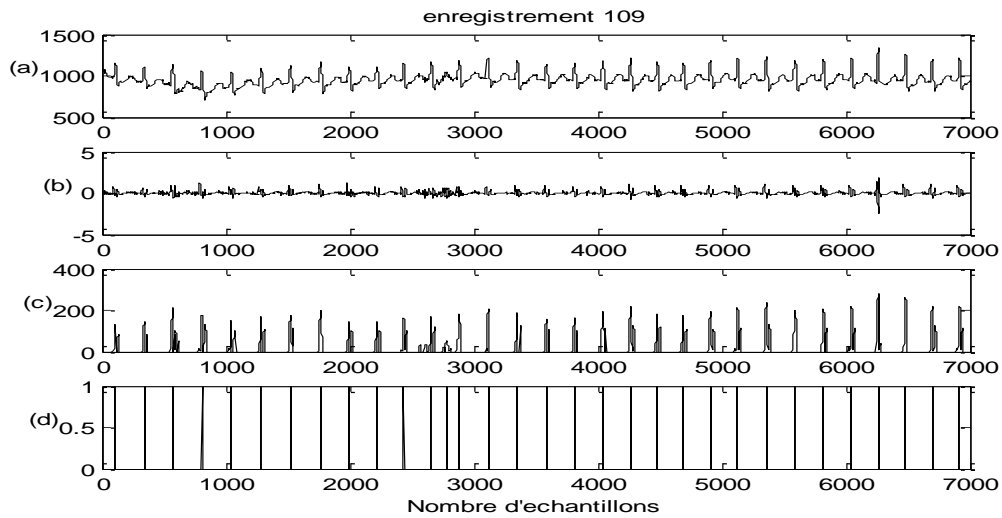


Figure II.6 : les quatre étapes de traitement de l'algorithme(enregistrement 109)

4) enregistrement 119

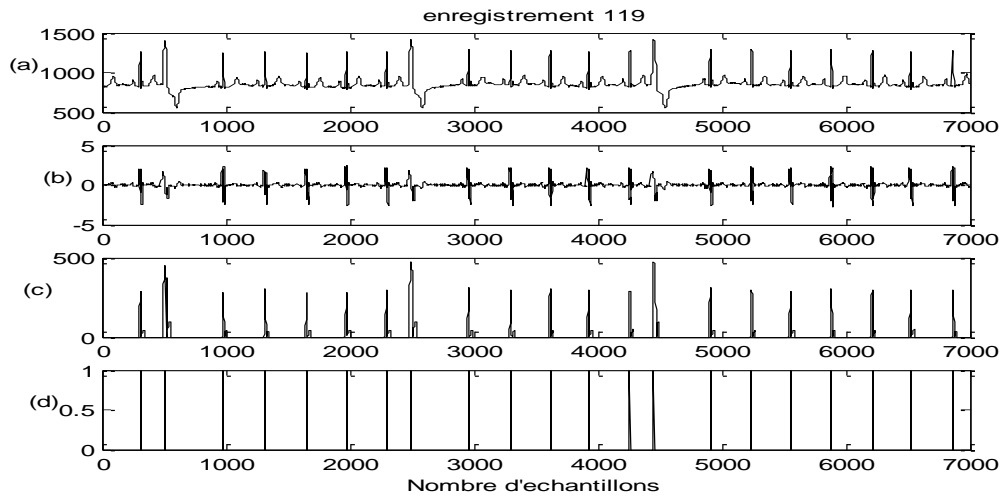


Figure II.7 : les quatre étapes de traitement de l'algorithme(enregistrement 119)

5) enregistrement 222

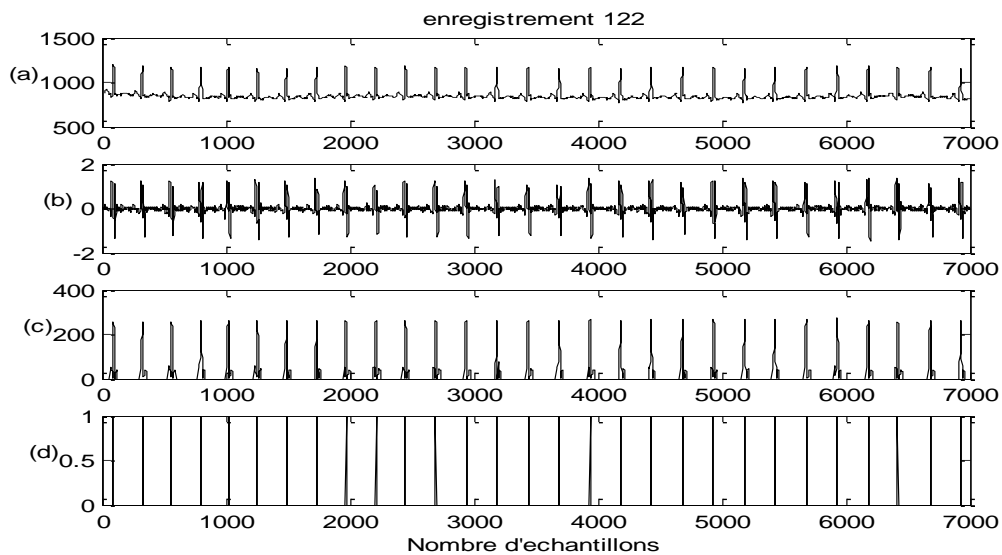


Figure II.8 : Les quatre étapes de traitement de l'algorithme (enregistrement 222)

II.5.1 Mesure de la fréquence cardiaque :

La fréquence cardiaque est le nombre de complexes QRS (donc de dépolarisations des ventricules par une impulsion électrique) à chaque minute: quantifier en battement par minute (bpm).

La fréquence cardiaque normale varie entre 50-60 bpm et 90-100 bpm. En dessous de 50-60 bpm, on parle de **bradycardie**, et au-dessus de 90-100 bpm, c'est une **tachycardie**. [17]

Le cycle cardiaque est la période de temps comprise entre le début d'un battement cardiaque et le début du battement suivant :

La fréquence cardiaque est mesurée à partir de l'intervalle de temps séparent deux pics RR. Elle est donnée par la relation suivante :

$$RR(n) = R(n) - R(n-1). \quad (\text{II.6})$$

Où $R(n)$: la position de pic R correspond au $n^{\text{ième}}$ cycle cardiaque.

On peut mesurer le nombre des battements cardiaques par minute à partir de la mesure de l'intervalle RR par la relation suivante :

$$\text{Bat}(n) = 60/RR(n). \quad (\text{II.7})$$

II.5.2 Evaluation des résultats de détection :

Afin d'évaluer cet algorithme de détection on définit deux lois statistiques : la sensibilité (SE) et la prédictibilité (SP).

$$SE = 1 - \frac{FN}{Tp + FN} = \frac{Tp}{Tp + FN} \quad (\text{II.8})$$

$$Sp = 1 - \frac{Fp}{Tp + Fp} = \frac{Tp}{Tp + Fp} \quad (\text{II.9})$$

Tel que :

Tp : les vrais positifs (true positive), indique que l'algorithme donne des vrais positions des complexes QRS.

Fp : le faux positif (false positive), indique que l'algorithme donne des fausses positions des complexes QRS.

FN : le faux négatif (false negative), indique que l'algorithme ne détecte pas les vraies positions des complexes QRS.

II.5.3 Interprétation des résultats

L'algorithme a principalement été validé sur des signaux ECG de la base MIT-BIH, cette analyse porte uniquement sur la première voie des enregistrements.

Cinq enregistrements (101, 108, 109, 119, 222) sont choisis pour l'évaluation de l'algorithme.

Numéro d'enregistrement	Nombre de battements annotés	algorithme		Algorithme de Tompkins		Algorithme de M.J.Vaessen		Algorithme de REN-GUEY LEE	
		FP	FN	FP	FN	FP	FN	FP	FN
100	2273	0	0	0	0	0	1	0	0
103	2084	0	0	0	0	0	0	0	1
118	2275	2	1	1	0	23	0	16	13
119	1987	0	0	1	0	0	0	5	5
208	2956	1	0	4	14	22	36	48	84
209	3004	0	5	3	0	9	2	9	5
totale	14579	3	6	9	14	54	39	78	186
		Se=99.96%		Se=99.92%		Se=99.77%		Se=98.83%	
		Sp=99.97%		Sp=99.94%		Sp=99.65%		Sp=99.52%	

Tableau II.1: évaluation des différents algorithmes de détection du complexe QRS en utilisant la base de données MIT –BIH

Les résultats obtenus sont illustrés sur les figures (II.4 jusqu'au II.8). Ils montrent une bonne détection des pics R, et ceci pour différents cas de morphologies des signaux ECG. En fait, et comme cela est résumé sur le tableau ci-dessus (tableau II.1), les résultats ont été évalués et comparés à d'autres algorithmes. Il est noté que l'algorithme de TOMPKINS [12] présente des valeurs de sensibilité et de spécificité les plus élevées que les algorithmes de M.J. Vaessen [18] et l'algorithme de REN-GUEY.LEE [19]. Cependant l'algorithme implémenté (algorithme de Hadj Slimane) montre un taux de sensibilité (Se) le plus élevé de 99.96% et un taux de spécificité (Sp) et de 99.97%.

Le tableau montre clairement la puissance de l'algorithme pour différentes morphologies du signal ECG de la base de donnée MIT-BIH, cependant il présente un point faible dans le cas de la détection des complexe QRS de faible amplitude (cas de l'enregistrement 200) figure II.9.

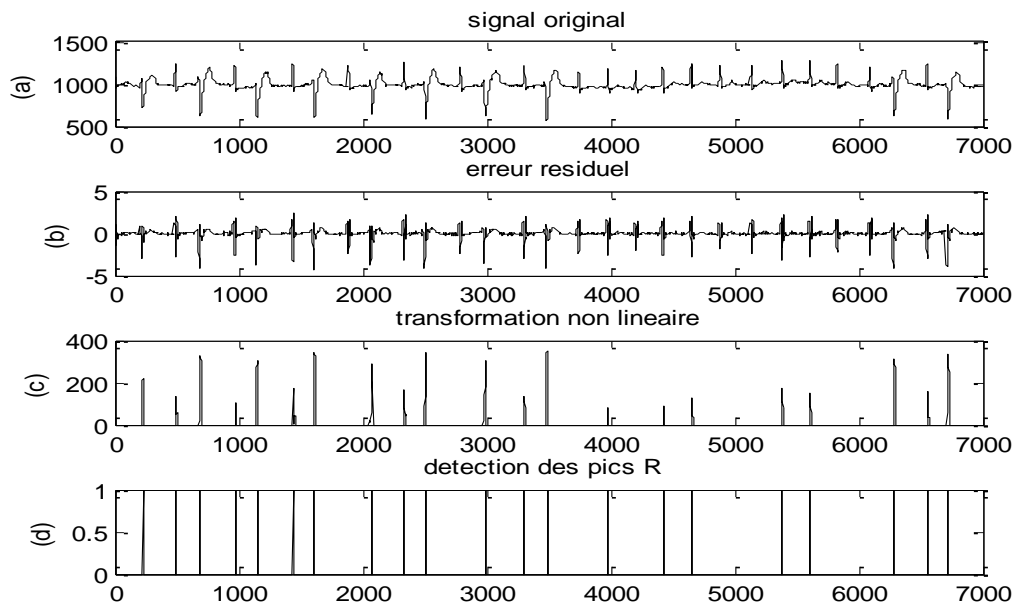


Figure II.9 : les quatre étapes de traitement de l'algorithme (enregistrement 200).

II.6. Conclusion :

L'algorithme présenté ici permet donc une indexation des complexes QRS. Il analyse tout d'abord l'enregistrement, puis synthétise ces informations en tenant compte de la fiabilité. Les résultats sur la base MIT indiquent qu'une détection de bonne qualité a été réalisée sur des enregistrements de patient atteint de diverses pathologies cardiaques. On remarque clairement la puissance de cet algorithme dans ces différents cas, mais il présente des limitations. Ces limitations sont essentiellement liées à la qualité du signal, soit un très faible signal sur bruit S/B, soit la présence des faibles amplitudes dans le cas d'une extrasystole ventriculaire ESV. Le chapitre suivant présente une autre étape de détection celle de la détection des ondes Q et T.

Chapitre III : Détection des ondes Q et T

III.1. Introduction :

Dans ce chapitre, deux nouveaux algorithmes permettant la localisation des d'ondes Q, et T, en vue de mesurer l'intervalle QT, sont décrits et implémentés et évalués.

L'intervalle QT représente la durée de la dépolarisation et de la repolarisation ventriculaire. Ainsi une bonne mesure du QT nous conduit à établir un diagnostic exhaustif de certains cas pathologiques.

Différentes méthodes de détection des ondes Q et T ont été décrites. On peut citer

- la décomposition en valeur singulière décrit par T. Satoh et al [20],
- l'utilisation des 12 dérivations de l'électrocardiogramme décrit par P.Langley et al [21].
- la transformée de la longueur de la courbe étudiée par W.Zong et al [22].

Dans ce contexte, un algorithme est développé pour améliorer le taux de détection des ondes Q et T.

La méthode proposée est illustrée par le schéma bloc donné sur la figure III.1. Elle regroupe deux algorithmes:

Un premier algorithme permettant la détection du début et de la fin du complexe QRS.

Il regroupe :

- une première dérivation par un filtre numérique (Dérivateur I).
- une deuxième dérivation par un autre filtre numérique (Dérivateur II).
- Un filtrage passe bas.
- Détection de début et de la fin du complexe QRS.

Un deuxième algorithme permettant la détection de la fin de l'onde T, et qui regroupe:

- une détection des pics R déjà détecté dans le chapitre II (algorithme de Hadj Sliman) [15].
- Application d'un fenêtrage à partir de la position des pics R.
- Une multiplication de la fenêtre et le signal ECG filtré.

- Une détection des ondes T.

En fin une soustraction est appliquée entre le signal permettant la mesure de la fin de l'onde T et le signal représentant le début du complexe QRS.

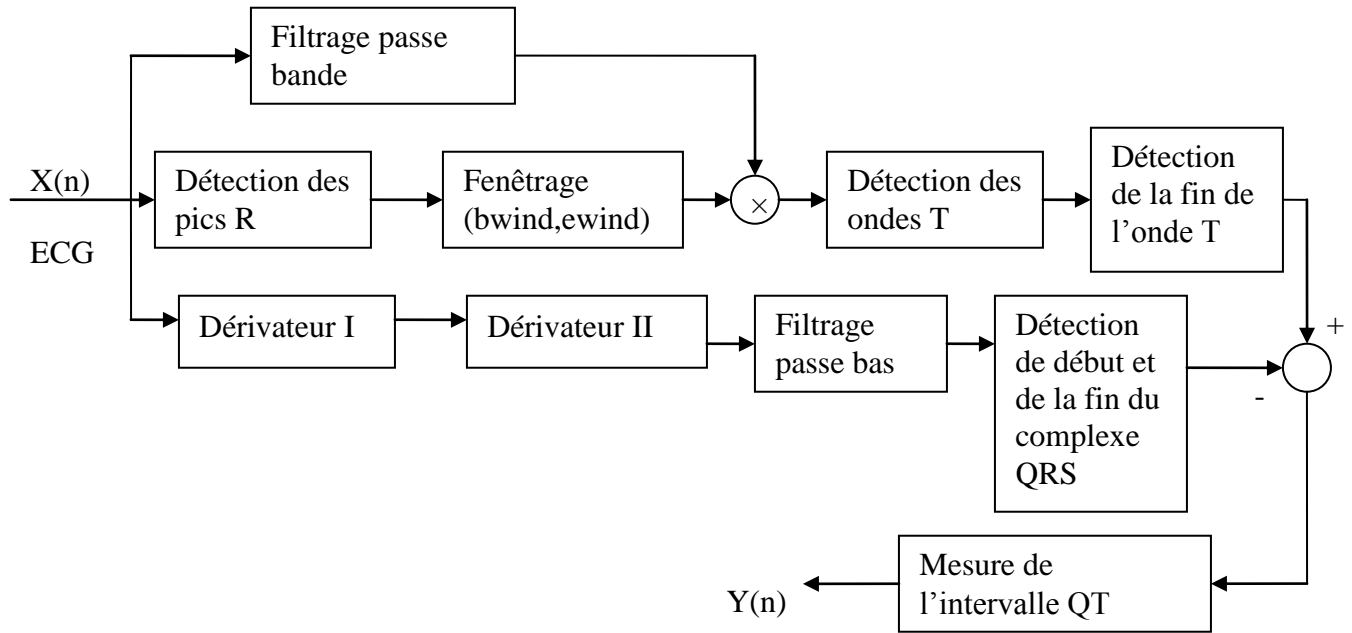


Figure III.1 : Schéma bloc permettant la mesure de l'intervalle QT.

La méthode est implémentée et évoluée sur différents cas sains et pathologiques à savoir :

- Les syndromes de longue QT (LQTS) qui représente des ondes T larges et de faible amplitude,
- l'hypertrophie ventriculaire (LVH) qui représente des ondes T amples.

III.2. Détection du début et de la fin du complexe QRS :

III.2.1. description de l'algorithme :

Après la détection de l'onde R par l'algorithme précédant (chapitre II), on procède à la détection du début et de la fin du complexe QRS noté SQRS et EQRS ou BQRS et EQRS.

Le signal ECG est dérivé par un filtre dérivateur I afin d'obtenir le maximum d'information au niveau du complexe QRS.

La fonction de transfert en z de ce filtre est :

$$H_1(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = -2z^{-4} - z^{-3} + z^3 + 2z^4 \quad (\text{III.1})$$

L'équation récursive permettant de calculer la dérivée est donnée par la relation suivante :

$$Y(n) = -2x(n-4) - x(n-3) + x(n+3) + 2x(n+4) \quad (\text{III.2})$$

Après la première dérivation, le signal obtenu est appliqué à un deuxième dérivateur. (Dérivateur II) qui fait augmenter le gain du signal résultant. La fonction de transfert en z de ce filtre est :

$$H_2(z) = \frac{-z^{-3} + z^3}{-z^{-1} + z} \quad (\text{III.3})$$

Afin d'obtenir un maximum unique pour chaque complexe QRS, un filtre récursif (type Butterworth) d'ordre 1 de fréquence de coupure 1 Hz est appliqué. [23]

Ce filtre présente un retard, mais il n'a aucun effet sur notre travail, en effet on a utilisé le même type de filtre (Butterworth RII) dans la détection des ondes R, et on va l'utiliser dans la détection des ondes T. Donc par suite les distances entre les ondes restent les mêmes et il n'a aucun effet sur l'intervalle QT.

L'application de ce filtre sur le signal dérivé par une deuxième dérivation permet de préserver l'information correspondant au début et à la fin du complexe QRS et éliminer le bruit.

Les différentes étapes de cet algorithme sont mises en application sur différents signaux des cas pathologiques de la base de donnée MIT-BIH.

Les résultats obtenus sont illustrés sur les figures (III.2 jusqu'à III.7) ci-dessous où :

- (a) signal original,
- (b) signal dérivé,
- (c) deuxième dérivé du signal,
- (d) signal après filtrage,
- (e) détection de début et de la fin du complexe QRS.

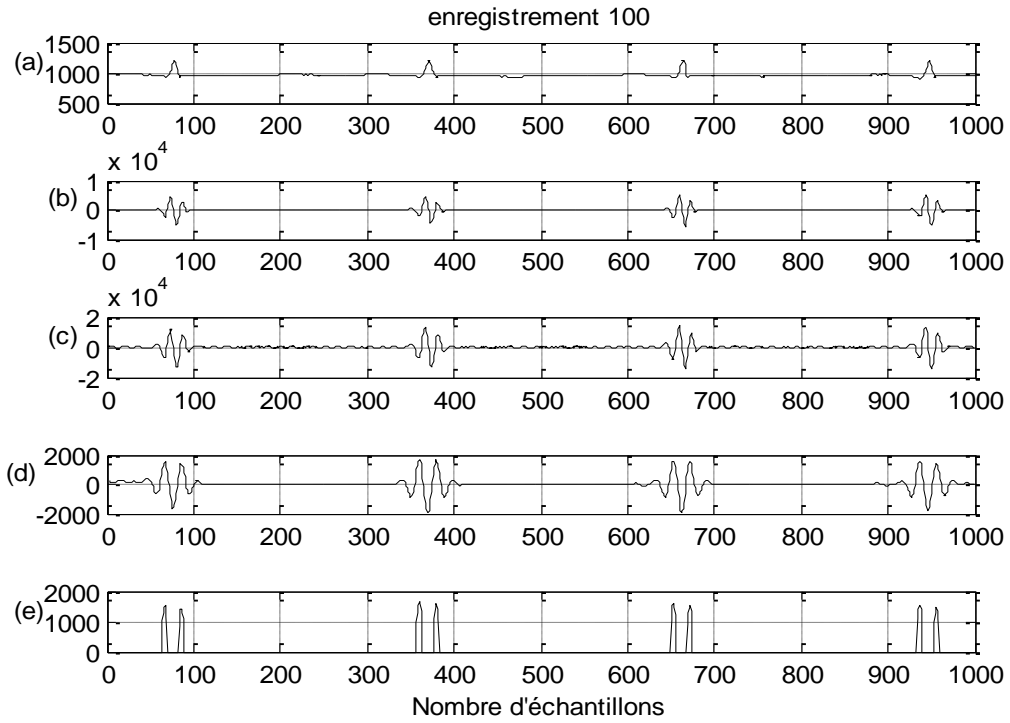


Figure III.2: détection de début et de la fin du complexe QRS pour un enregistrement 100.

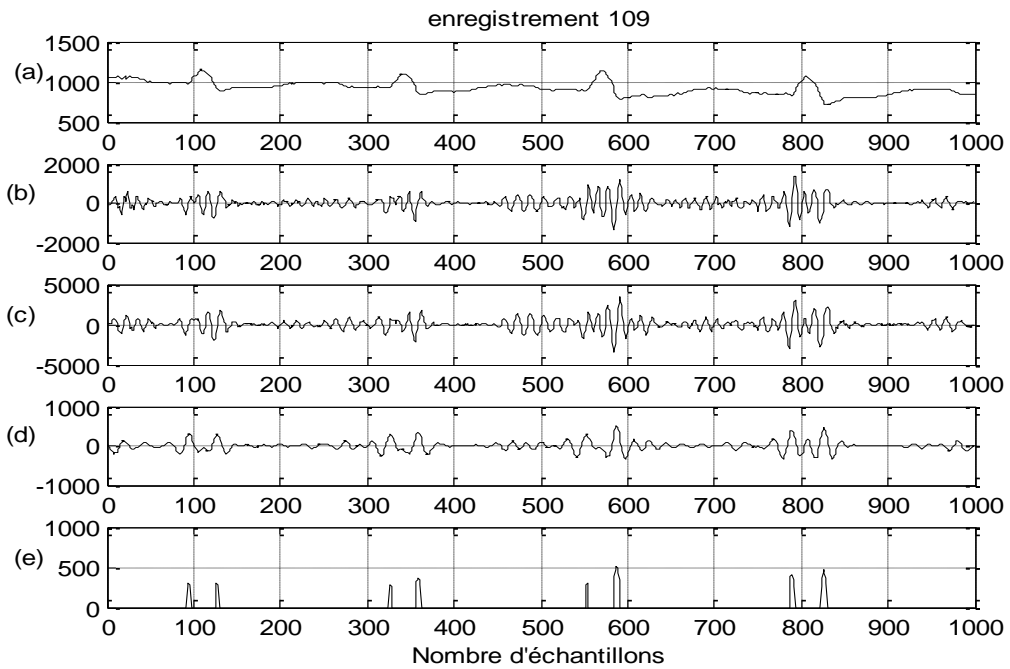


Figure III.3: détection de début et de la fin du complexe QRS pour un enregistrement 109.

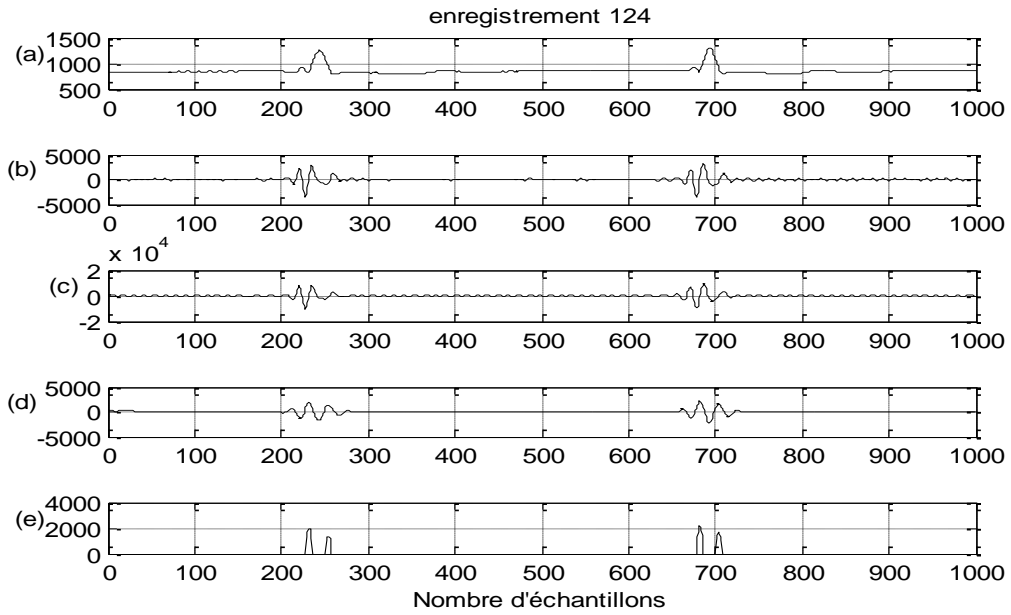


Figure III.4: détection de début et de la fin du complexe QRS pour un enregistrement 124.

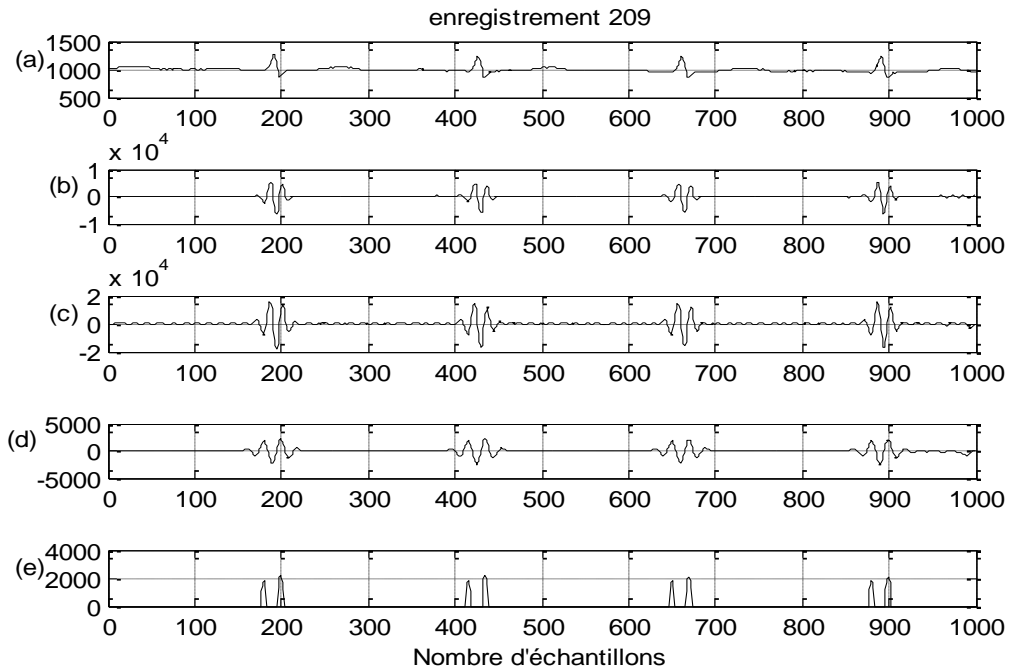


Figure III.5: détection de début et de la fin du complexe QRS pour un enregistrement 209.

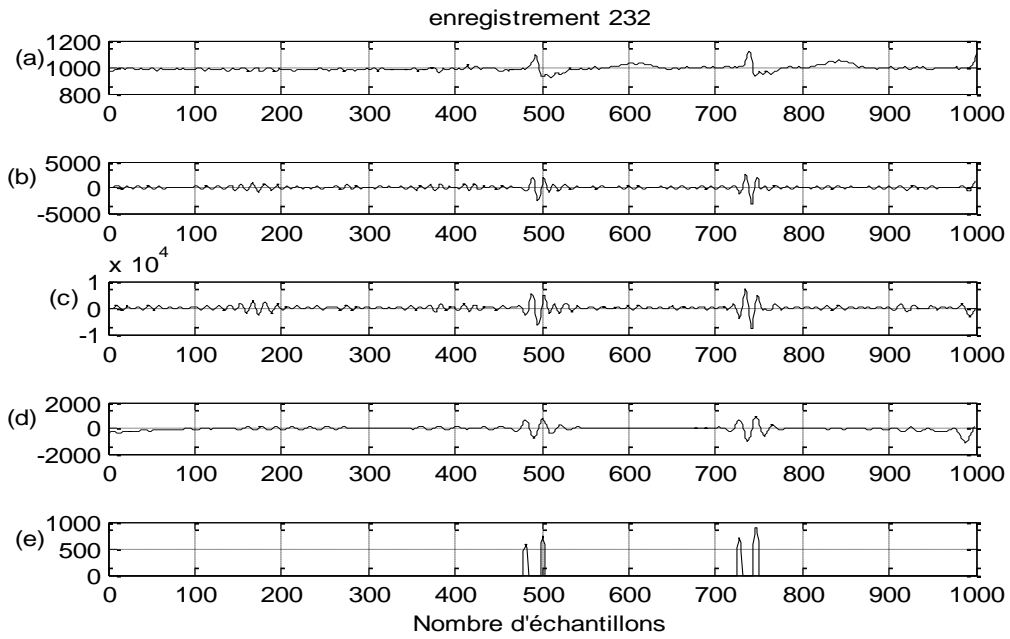


Figure III.6: détection de début et de la fin du complexe QRS pour un enregistrement 232.

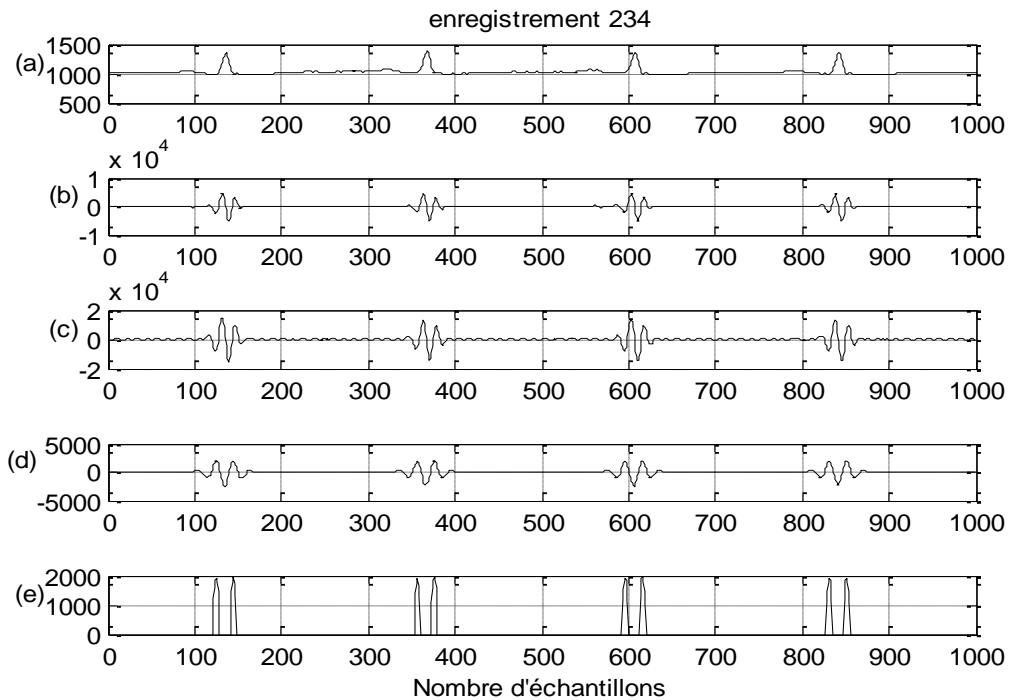


Figure III.7: détection de début et de la fin du complexe QRS pour un enregistrement 234.

Résultats de détection des ondes Q :

Les résultats de détection de l'onde Q à travers la détection du début et de la fin du complexe QRS sont évalués. En utilisant les paramètres d'évaluations FP, FN, Se et Sp. déjà décrits précédemment.

Ces résultats sont résumés sur le tableau III.1 ci-dessous.

		L'algorithme			
L'enregistrement	Nombre de battements annoté	FP	FN	Se%	Sp%
100	2273	0	0	100	100
118	2275	3	15	99.34	99.86
202	2136	0	11	99.48	100
210	2647	7	21	99.20	99.73
213	3251	2	8	99.75	99.93
220	2048	14	9	99.56	99.32
total	14630	26	64	99.55%	99.80%

Tableau III.1 : résultat de l'évaluation de l'algorithme correspond à la détection des ondes Q en utilisant la base de donnée MIT- BIH.

Les résultats obtenus sur les six enregistrements de la base de données MIT-BIH, donnent un taux de sensibilité (Se) égale à 99.55 % et un taux de spécificité (Sp) égale à 99.80 %.

Ce taux de sensibilité montre clairement la puissance de notre algorithme pour différentes morphologies du signal ECG.

III.3. Détection de l'onde T.

La détection de l'onde T est difficile non seulement à cause de sa morphologie variable (normale, inversé, trop large ou trop étroite avec une amplitude grande ou faible), mais aussi à cause de la variation instable du rythme cardiaque. Pour cela et à partir de la position de l'onde R,

une fenêtre de largeur (bwind,ewind) est définie. Cette fenêtre est donnée par la relation suivante.[23]

$$(bwind, ewind)=\begin{cases} (140,500) \text{ ms} & RR_{av}>700\text{ms} \\ (100, 0.7*RR) \text{ ms} & RR_{av}<700 \text{ ms} \end{cases} \quad (\text{III.4})$$

Pour éviter une fausse détection de l'onde P, la taille de la fenêtre est diminuée quand l'intervalle RR diminue.

L'intervalle moyenne de RR noté (RR_{av}) est utilisé pour éviter les grandes variations dans l'intervalle RR.

IV.3.1. Détection de la fin de l'onde T

Afin de détecter la fin de l'onde T, une deuxième dérivation est faite sur le signal représentant les ondes T, afin d'obtenir un maximum au niveau des déflexions qui représentent les bords des ondes T.

Les figures (III.8 jusqu'au III.11) illustrent les résultats obtenus à travers les différentes étapes de l'algorithme de détection de l'onde T, où :

- (a) signal original,
- (b) détection des ondes T
- (c) détection de début et de la fin l'onde T (enregistrement 100)

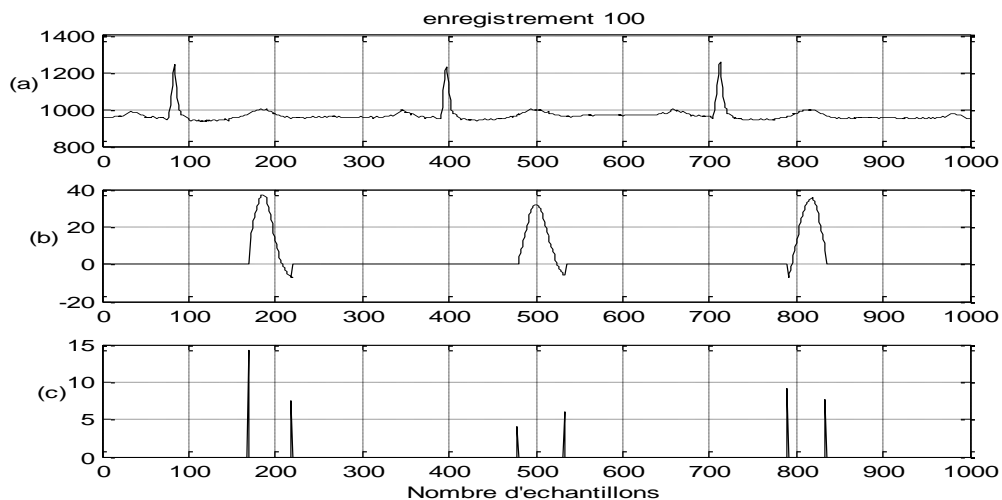


Figure III.8 : Détection de la fin de l'onde T de l'enregistrement 101.

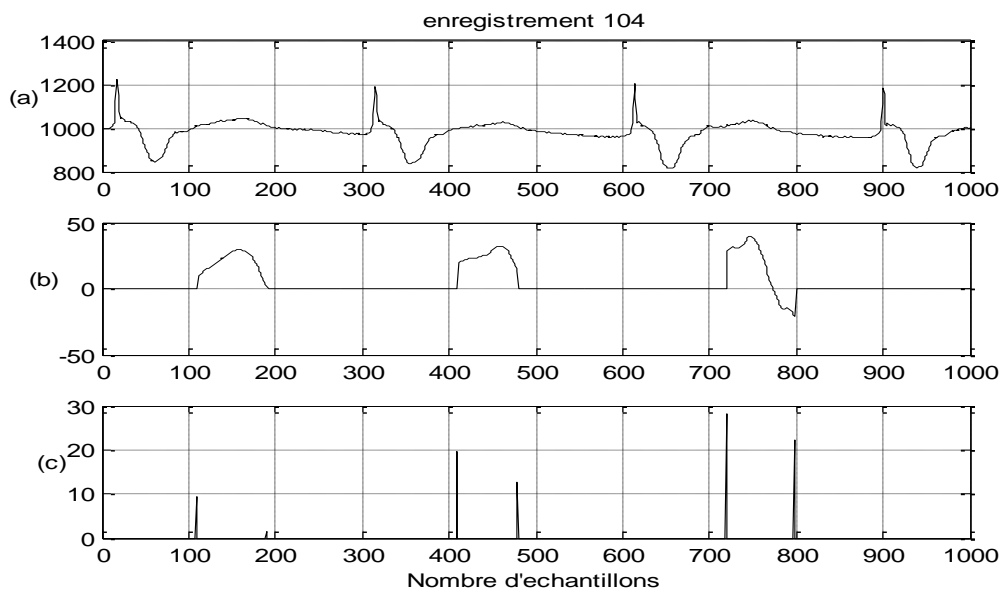


Figure III.9 : Détection de la fin de l'onde T de l'enregistrement 104.

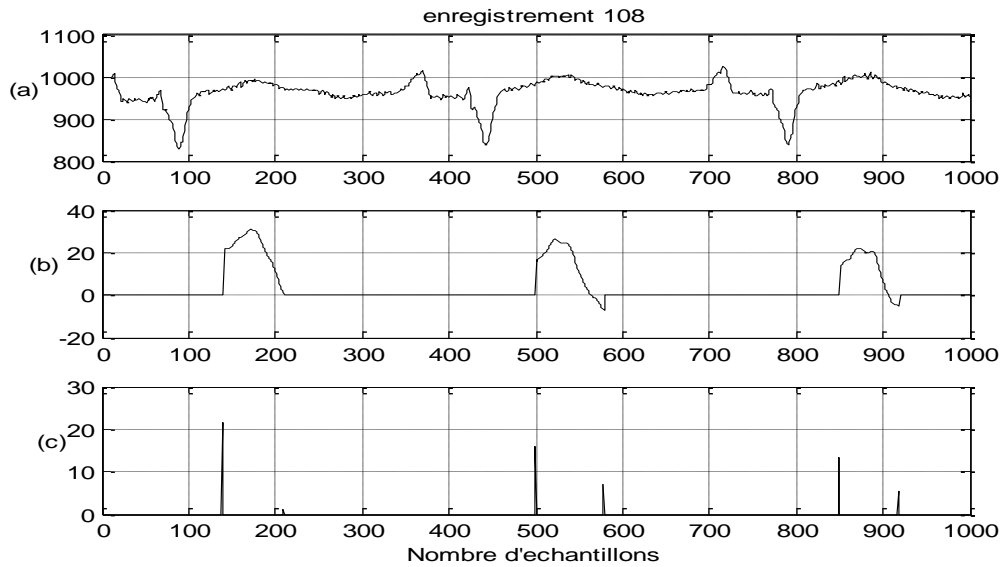


Figure III.10 : Détection de la fin de l'onde T de l'enregistrement 108.

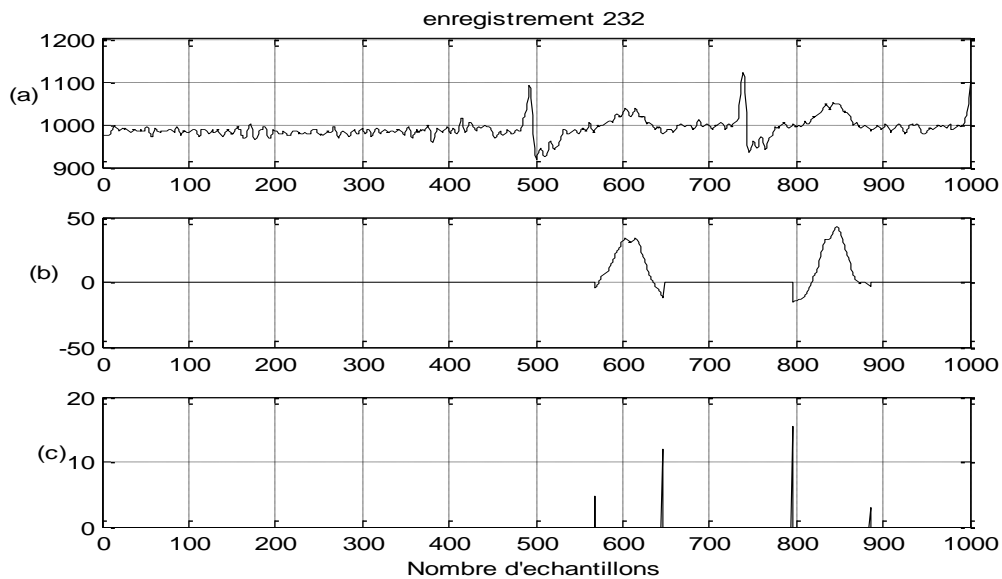


Figure III.11 : Détection de la fin de l'onde T de l'enregistrement 232

L'algorithme proposé a plusieurs avantages :

- il est capable de détecter les ondes T positives, négatives, ou bi phasiques.
- il est insensible aux variations de la ligne de base.
- la détection du pic et de la fin de l'onde T se fait sans seuillage.

Cependant l’algorithme présente aussi des points faibles. Ils sont dus principalement soit à la mauvaise détection de l’onde T compte tenu qu’elle est basée sur la position du pic R, soit à la mauvaise localisation de la fenêtre (trop large ou trop étroite).

La figure (III.13) montre les limites de notre algorithme. En effet, un changement brusque du rythme cardiaque peut entraîner une mauvaise détection du début et de la fin de l’onde T.

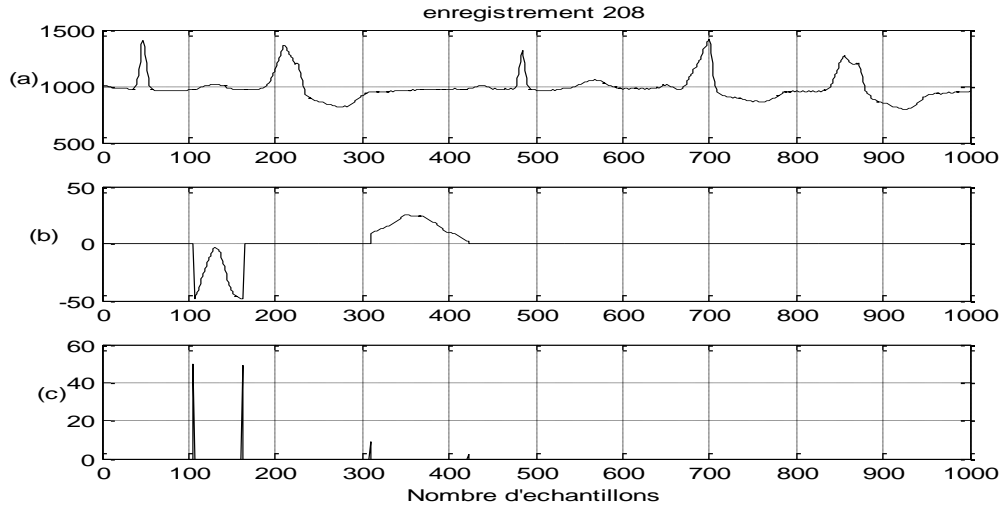


Figure III.13 : a) signal original, b) détection des ondes T, c) détection de début et de la fin l’onde T (enregistrement 208).

III.3.2. Résultats de détection des ondes T.

Les résultats de détection des ondes T obtenus sur les cinq enregistrements 100,109,112,119, et 122 de la base de données MIT-BIH, donnent un taux de sensibilité $Se=96.34\%$ et de spécificité $Sp=99.12\%$. Cependant des erreurs apparaissent pour quelques enregistrements. Malgré ces limites, on peut confirmer que notre algorithme est fiable dans la détection de l’onde T pour différentes morphologies du signal ECG.

L'enregistrement (N°)	Nombre de battements annotés	L'algorithme			
		FP	FN	Se %	Sp%
100	2273	36	42	98.15	98.44
109	2532	4	22	99.13	99.84
112	2539	3	86	96.61	99.88
119	1987	30	197	90.08	98.51
122	2476	26	56	97.73	98.96
total	11628	99	403	96.34	99.12

Tableau III.2: résultat de l'évaluation de l'algorithme correspond à la détection des ondes T en utilisant la base de donnée MIT- BIH.

III.4. Conclusion :

Dans ce chapitre, deux algorithmes ont été mis en oeuvre.

Le premier algorithme permet de détecter pour chaque battement cardiaque le début et la fin de complexe QRS en se basant sur une action à deux dérivations du signal ECG suivi d'un filtrage passe bas d'ordre 1 de fréquence de coupure 1 Hz.

Le deuxième algorithme permet la détection de la fin de l'onde T. Deux dérivations sont faites sur le signal ECG pour obtenir un maximum d'informations au niveau de la déflexion.

L'application des deux algorithmes sur la base de donnée MIT-BIH a permis à l'aboutissement à des résultats satisfaisants.

Dans le chapitre suivant, une étude temporelle et fréquentielle de la variabilité des intervalles QT et RR et leurs interactions, est faite.

Chapitre IV : Analyse temporelle et fréquentielle de la variabilité du rythme cardiaque, de l'intervalle QT et de l'interaction entre les deux

IV.1. Introduction :

La variabilité du rythme cardiaque (HRV), et de l'intervalle QT (QTV) sont considérés comme un indicateur de l'activité du règlement autonome de la fonction cardiaque. Ils sont utilisés pour identifier les pathologies cardiaques et sa corrélation avec le système nerveux.

Les séries RR et QT sont des signaux discrets. Ces séries peuvent être soumises à des méthodes de traitement du signal afin de dégager des différences entre les séries RR et les séries QT des patients sains et celles de patients malades, et par conséquent d'analyser l'éventuelle corrélation existante entre eux.

Il y a plusieurs travaux sur le calcul de la HRV et la QTV, par exemple Timo. H. MKIKALO a fait une analyse fractale de la variabilité cardiaque [27], Pablo Laguna a fait des études sur l'analyse de la variabilité cardiaque dans la présence d'un battement ectopique [28], et Almeida a étudié la quantification de la variabilité du QT relié à la HRV[29].

Dans notre étude on s'intéresse à l'analyse temporelle et fréquentielle de la variabilité de l'intervalle QT et du rythme cardiaque.

Dans le domaine fréquentiel, la densité spectrale de puissance (DSP) et la fonction de corrélation par la méthode de periodogramme et la méthode de Welch sont calculés.

Différents paramètres statistiques dans le domaine temporel sur les séries HRV et QTV tel l'écart type, le r-MSSD, et le QTVI sont aussi étudiés.

IV.2. Mesure de la variabilité :

La variabilité est une mesure du temps requis pour l'aide au diagnostic des maladies cardiovasculaire.

On peut donc définir la variabilité du rythme cardiaque HRV comme étant la différence entre deux intervalles RR successifs ; elle est donnée par la relation suivante :

$$\text{HRV}(i) = \text{RR}(i+1) - \text{RR}(i). \quad (\text{IV.1})$$

La variabilité de l'intervalle QT noté QTV est défini comme étant la différence entre deux intervalles QT successifs, elle est donnée par la relation suivante :

$$\text{QTV}(i) = \text{QT}(i+1) - \text{QT}(i). \quad (\text{IV.2})$$

IV.3. Analyse spectrale :

physiologiquement, le coeur d'un être vivant, isolé de toute influence extérieure, se contracte automatiquement de façon très régulière sous l'action du noeud sinusal qui génère un influx nerveux et provoque une contraction spontanée du muscle cardiaque. En réalité le coeur n'est pas isolé, il est relié au Système Nerveux Autonome (SNA) par l'intermédiaire des systèmes parasympathique et sympathique. Ce système nerveux autonome influe sur l'activité du coeur : le système sympathique accélère le rythme cardiaque, tandis que le système parasympathique le ralentit. La figure IV.1 représente le système nerveux autonome.

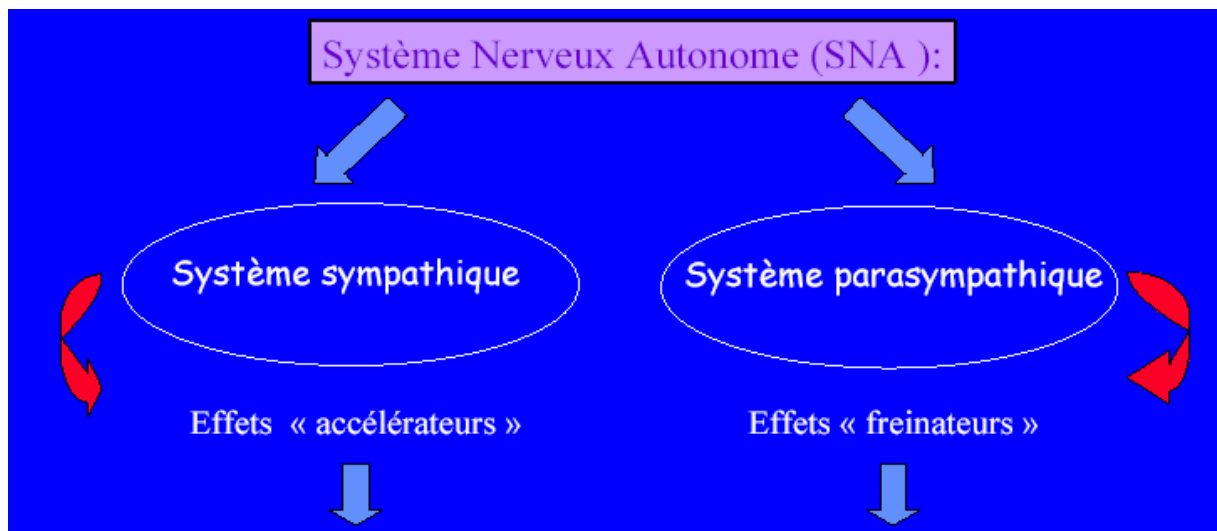


Figure IV.1 : système nerveux autonome [30]

Pour étudier les fluctuations du rythme cardiaque, et son influence sur l'intervalle QT, une analyse spectrale par la mesure de densité spectrale en utilisant la méthode de Welch et le calcul de la fonction de corrélation est faite.

Plusieurs bandes de fréquence d'intérêt ont été définies, à savoir :

- Bande à haute fréquence (HF) entre 0.15 et 0.4 Hz. La haute fréquence est conduite par la respiration et semble dériver principalement de l'activité vagale.
- Bande de basse fréquence (LF) entre 0.04 et 0.15 Hz. Le LF dérive de l'activité vagale et sympathique.
- Bande de très basse fréquence (VLF) entre 0.0033 et 0.04 Hz. L'origine de la très basse fréquence est inconnue, mais elle avait été attribuée à l'activité physique.
- Bande ultra basse fréquence (ULF) entre 0 et 0.0033 Hz. Le fond principal d'ULF correspond à la variation en jour et en nuit [31].

IV.3.1. La densité spectrale

Dans la pratique, la plupart des signaux, sous leur format brut, dépendent du temps. Cette représentation n'est pas forcément la meilleure pour la plupart des applications de traitement de signal et de l'interprétation de résultats.

Souvent l'information qui ne peut pas être distinguée dans le domaine temporel est facilement visible dans le domaine fréquentiel. Alors la transformée de Fourier est l'outil mathématique tout indiqué, permettant la détermination du spectre d'un signal et son exploitation en vue d'extraire les paramètres spectraux pertinents. Cependant, la TF est un opérateur ne pouvant s'appliquer qu'aux signaux bornés. Or, il est bien connu que dans la quasi-totalité des applications du traitement du signal, nous avons affaire à des signaux aléatoires. Mais ce type de signal n'est naturellement pas borné. Pour le traiter en rapport avec les applications qui nous concernent ; nous devons fixer des hypothèses sur son caractère stationnaire et ergodique. Pour toutes ses raisons nous ne pouvons pas calculer le spectre d'un signal aléatoire qui d'une façon générale n'est pas borné. Par contre, il est possible d'appliquer la TF sur la fonction d'auto-corrélation et ce conformément au théorème de Wiener Khintchine. Cette fonction est déterministe, donc elle est bornée. Elle est appelée densité spectrale de puissance.

Il existe plusieurs méthodes pour estimer cette DSP. Dans ce chapitre nous nous intéressons à des méthodes non paramétriques. Ces méthodes ne reposent pas sur un modèle à priori du signal et considèrent uniquement l'observation de ce dernier.

IV.3.2. Péridogramme:

IV.3.2.1. Définition:

La DSP représente la répartition de la puissance sur l'axe des fréquences. Cette définition constitue le théorème de Wiener-Kintchine qui montre que la DSP d'un processus aléatoire stationnaire $x(n)$ est la TF de la fonction d'autocorrélation. [32]

$$P(f) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} r_{xx}(m) e^{-j 2 \pi f m} \quad (\text{IV.3})$$

Si en plus le processus aléatoire est ergodique et le nombre d'échantillons est limité à N , alors la fonction d'autocorrélation est donnée par:

$$r_{xx}(m) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) x(n+m) \quad (\text{IV.4})$$

Ce qui nous donne:

$$P(f) = \sum_{m=0}^{N-1} \left[\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) x(n+m) \right] e^{-j 2 \pi f m} \quad (\text{IV.5})$$

Sachant que:

$$e^{j 2 \pi f n} e^{-j 2 \pi f n} = 1 \quad (\text{IV.6})$$

$$P(f) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{j 2 \pi f n} \sum_{m=0}^{N-1} x(n+m) e^{-j 2 \pi f (n+m)} \quad (\text{IV.7})$$

En effectuant le changement de variable " $n+m=K$ " et en remarquant pour un processus aléatoire réel $x^*(n) = x(n)$. L'équation précédente se met sous la forme :

$$P(f) = \frac{1}{N} X(f) X^*(f) = \frac{|X(f)|^2}{N} \quad (\text{IV.8})$$

$X(f)$: est la TF de $x(n)$.

Cet estimateur de la DSP est appelé périodogramme noté $P_{per}(f)$.

$$P_{per}(f) = \frac{1}{N} |X(f)|^2 \quad (IV.9)$$

$$P_{per}(f) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi fn} \right|^2 \quad (IV.10).$$

IV.3.3. Application:

Pour illustrer la théorie que nous venons d'exposer, nous avons considéré un signal HRV d'un sujet normal. Nous procédons à l'estimation de la DSP du signal HRV en utilisant la technique du périodogramme. Nous obtenons la DSP suivante :

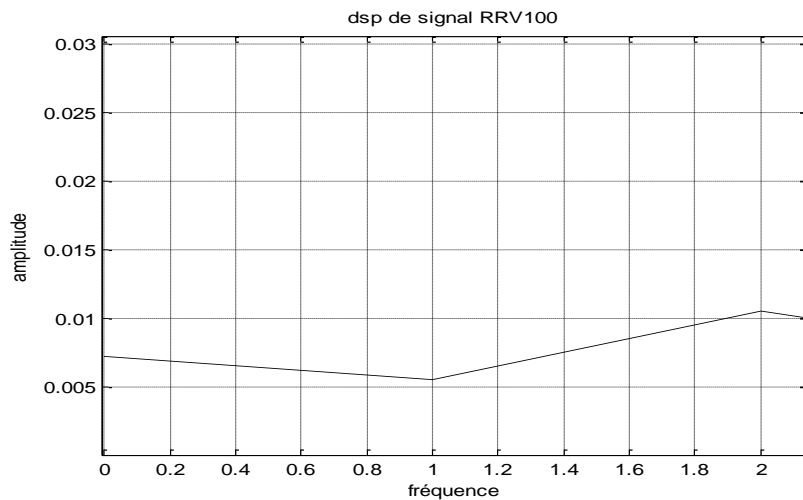


Figure IV.2: Périodogramme du signal HRV.

Le spectre ainsi obtenu indique que la ligne de base est déformée. Enfin cette figure nous montre clairement que le spectre obtenu par le périodogramme présente une instabilité statistique en plus le périodogramme du signal ECG est très dégradé en terme de résolution spectrale dans la bande $[0 : 0.4]$.

IV.4. Amélioration de la fiabilité du périodogramme (méthode de Welch):

Afin d'améliorer les performances du périodogramme, nous pouvons utiliser un périodogramme moyenné. Ceci consiste à :

- Segmenter le signal en \mathbf{K} tranches de longueur $\mathbf{N/K}$.
- Calculer le périodogramme sur chaque tranche.
- Faire la moyenne des résultats obtenus.

Nous devons introduire des fenêtres de pondération sur le signal $x(n)$. Pour cela, Welch a proposé une approche qui consiste à décomposer les \mathbf{N} échantillons de $x(n)$ en un ensemble de \mathbf{L} segments de largeur \mathbf{K} et en associant pour chaque segment une fenêtre de pondération [33]

Dans ce cas la DSP estimée par Welch est donnée par la relation suivante :

$$P_{Welch} = \frac{1}{L} \sum_{l=0}^{L-1} P_l(f) \quad (IV.11)$$

avec:

$$P_l(f) = \frac{1}{K} \left| \sum_{l=0}^{K-1} x(n+lK) w(n) e^{-j2\pi lf} \right|^2 \quad (IV.12)$$

$W(n)$: est la fenêtre de pondération.

IV.4.1. Application:

L'objectif de cette application est de tester la technique de Welch sur un signal HRV d'un ECG normal. Le signal est segmenté ainsi en plusieurs tranches. chaque tranche est modifié par une fenêtre de pondération. Le choix du type et de la taille de la fenêtre doit se faire de telle façon à avoir un bon compromis entre la résolution spectrale et la stabilité statistique.

Un rappel sur le fenêtrage est fait, afin d'illustrer le bon choix de la fenêtre de pondération.

IV.4.1.1. Fenêtrage :

IV.4.1.2. Fenêtre rectangulaire :

Appelée également apodisation, elle consiste à multiplier le signal par une fenêtre. Cette multiplication se traduit par une convolution dans le domaine spectral conformément au théorème de Plancherel.

Soient les paramètres suivants :

$x(n)$ le signal de durée infinie.

$x_N(n)$ le signal tronqué correspondant à $x(n)$.

$w_N(n)$ la fenêtre rectangulaire donnée par :

$$w_N(n) = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 \leq n \leq N-1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{IV.13})$$

Le signal tronqué $x_N(n)$ est donné par :

$$x_N(n) = x(n) \cdot w_N(n) = \begin{cases} x(n) & \text{si } 0 \leq n \leq N-1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{IV.14})$$

Sa transformée de Fourier discrète est donnée par :

$$X_N(f) = X(f) * W_N(f) \quad (\text{IV.15})$$

Avec :

$$W_N(f) = \sum_0^{N-1} w_N(nT_e) e^{-j2\pi f n T_e} = \frac{\sin(\pi N f T_e)}{\sin(\pi f T_e)} e^{-j\pi f (N-1) T_e} \quad (\text{IV.16})$$

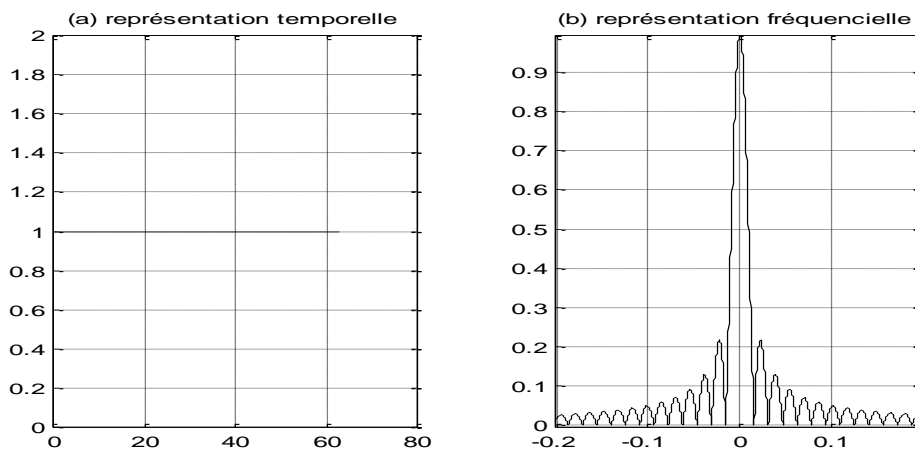


Figure IV.3: Fenêtre rectangulaire et son spectre

Pour expliquer l'effet de troncature du signal HRV par le biais de la fonction porte, il est utile de représenter l'évolution temporelle et spectrale de cette fenêtre. L'opération de troncature a deux effets principaux :

▪ **Dispersion spectrale :**

La troncation modifie le spectre du signal original et entraîne des ondulations. Ceci provient de la convolution entre le spectre du signal et le spectre en sinus cardinal de la fenêtre rectangulaire. Ces ondulations sont à l'origine des discontinuées aux bords de la fenêtre rectangulaire. Cet effet est appelé phénomène de Gibbs.

Ce phénomène a pour conséquence de répartir l'information spectrale du signal HRV tronqué sur tout le domaine fréquentiel, Cette situation se traduit par ce qu'il est communément appelé une dispersion spectrale.

▪ **Résolution spectrale :**

La résolution spectrale est la possibilité de pouvoir séparer deux raies proches. D'autre part nous savons que la fenêtre rectangulaire présente un lobe principal de largeur $\frac{2}{NT_e}$. Donc pour avoir une bonne résolution spectrale il faut que la différence entre deux fréquences proches f_1 et f_2 soit nettement supérieure à $\frac{2}{NT_e}$

$$|f_1 - f_2| \gg \frac{2}{NT_e} \quad (\text{IV.17})$$

Afin d'éviter le phénomène de Gibbs et pour avoir une bonne résolution spectrale, nous devons utiliser d'autres types de fenêtre qui doivent posséder les caractéristiques suivantes :

- des transitions douces
- un lobe principal le plus étroit possible
- un nombre lobes secondaires minimales.

IV.4.1.3. Fenêtres utilisées :

Etant donné leur importance, nous avons jugé utile de dresser l'inventaire des fenêtres les plus fréquemment utilisées. Nous donnons leur équation temporelle ; nous présentons

également leur comportement temporel et spectral (les figures IV.4, IV.5 et IV.6) afin d'apprécier leurs effets respectifs sur le signal HRV tronqué.

• **fenêtre de Hanning :**

$$w_N(n) = 0.5 \left[1 - \cos\left(2\pi \frac{n}{N}\right) \right] \quad \text{pour } 0 \leq n \leq N \quad (\text{IV.18})$$

• **fenêtre de Hamming :**

$$w_N(n) = 0.54 - 0.46 \cos\left(2\pi \frac{n}{N}\right) \quad \text{pour } 0 \leq n \leq N \quad (\text{IV.19})$$

• **fenêtre de Blackman :**

$$w_N(n) = 0.42 - 0.5 \cos\left(2\pi \frac{n}{N}\right) + 0.08 \cos\left(4\pi \frac{n}{N}\right) \quad \text{pour } 0 \leq n \leq N \quad (\text{IV.20})$$

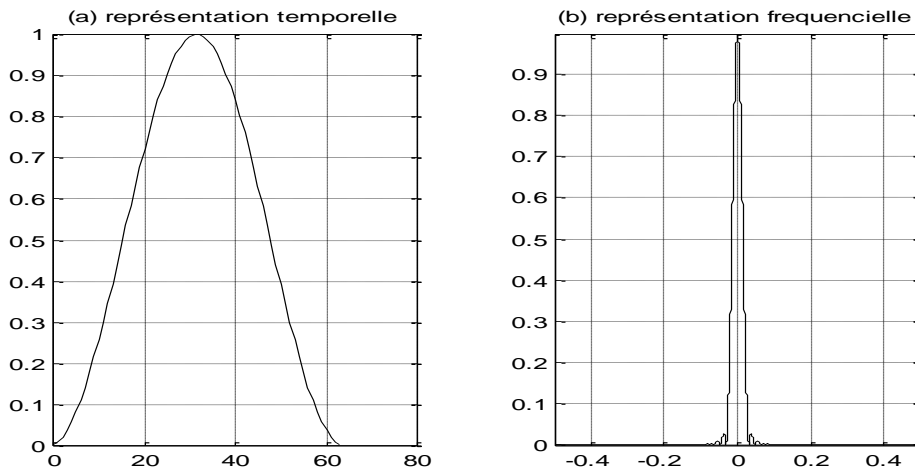


Figure IV.4: Fenêtre de Hanning et son spectre

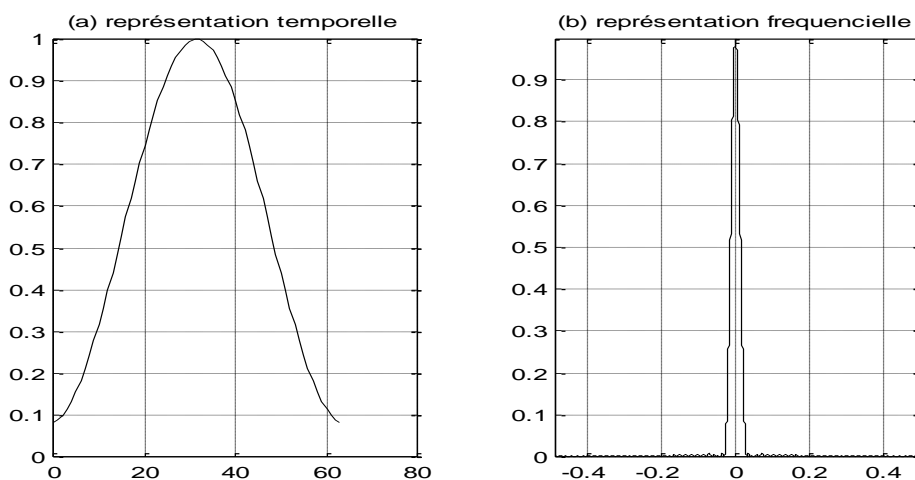


Figure IV.5: Fenêtre de Hamming et son spectre

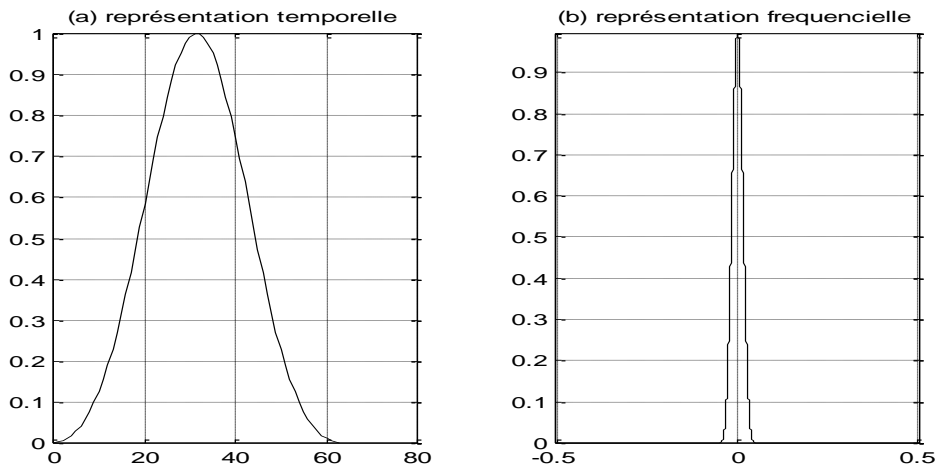


Figure IV.6: Fenêtre de Blackman son spectre

En comparant les représentations temporelle et spectrale de chaque fenêtre avec celles de la fenêtre rectangulaire, nous pouvons conclure que:

- La fenêtre de Blackman est la plus étroite dans l'espace des temps ; mais dans le domaine spectral elle présente un lobe principal plus large. De plus, nous constatons une quasi - absence de lobe secondaire.
- La fenêtre de Hamming offre un lobe principal le plus étroit.
- La fenêtre de Hanning présente le meilleur compromis entre le nombre de lobes secondaires et la largeur de lobe principal.

Notre signal HRV sera segmenté par une fenêtre de Hanning. Nous faisons varier la largeur de cette fenêtre afin d'observer l'effet de la taille de la fenêtre sur la DSP.

La figure (IV.7) représente le spectre du signal HRV obtenu par la méthode de Welch en utilisant une fenêtre de Hanning de taille égale à 64 points.

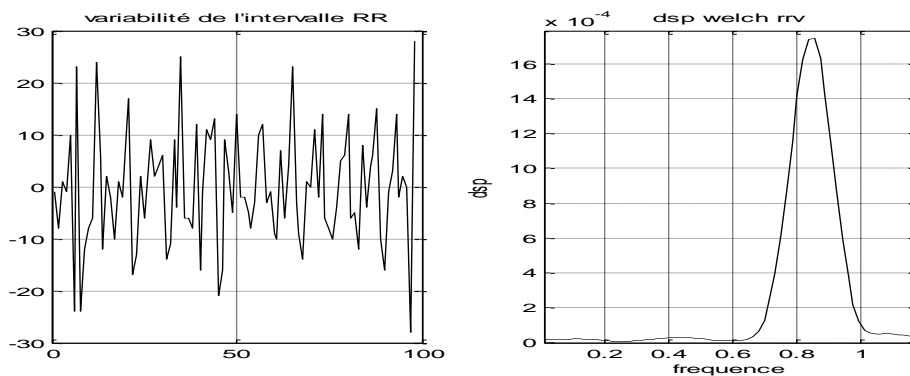


Figure VI.7: Spectre du signal HRV obtenu pour une tailles de la fenêtre Hanning égale à (64) points (l'enregistrement 100).

Pour une largeur de la fenêtre faible, la résolution spectrale est sacrifiée au profit d'un temps de calcul plus court. Mais toutes les raies ont pratiquement disparu.

En augmentant la taille de la fenêtre à 256 points, nous retrouvons tous les pics significatifs. Le temps de calcul est évidemment plus allongé par rapport aux cas de faible taille de la fenêtre. La résolution est donc améliorée.

La figure (IV.8) représente le spectre obtenu pour une fenêtre de Hanning de taille égale à 256 points.

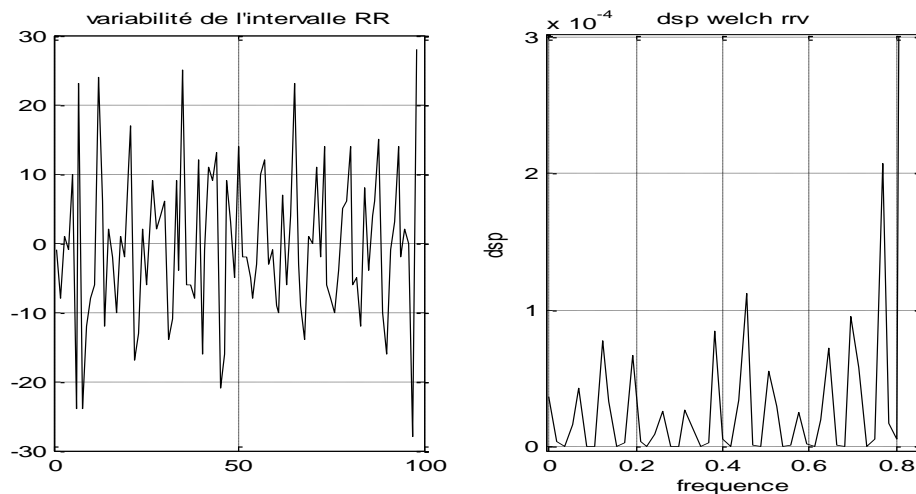


Figure IV.8: Spectre du signal HRV obtenu pour les la fenêtre Hanning égale à 256 points. (L'enregistrement 100).

En comparant la figure IV.2 avec les figures IV.7 et IV.8, on montre que le spectre obtenu par la méthode de Welch représente une très bonne résolution spectrale en augmentant la taille de la fenêtre. Par contre, le spectre obtenu par la technique de périodogramme présente un très bon lissage mais il est dégradé en terme de résolution spectrale.

IV.4.2. Application de la méthode de Welch sur les séries HRV et QTV :

La mesure et l'application de la densité spectrale par la méthode de Welch sur les différentes séries HRV et QTV donne les résultats suivants :

- Rythme normal :

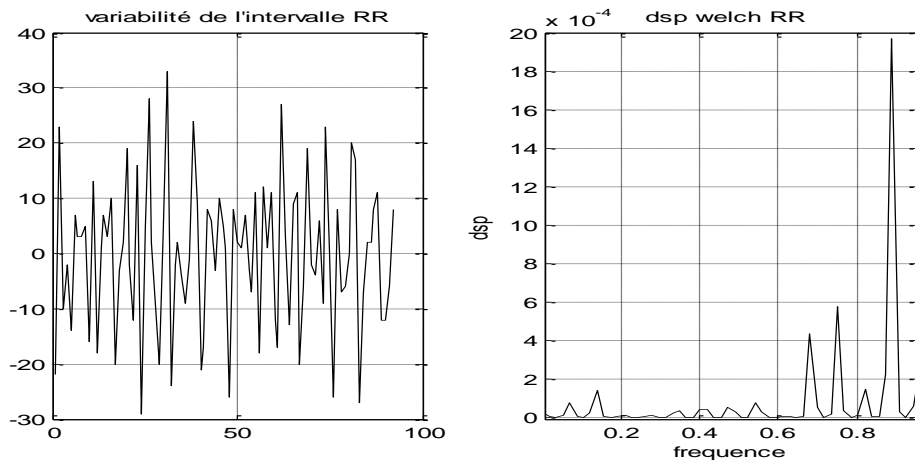


Figure IV.9: variabilité des intervalles RRV (enregistrement 101) et DSP calculés par la méthode de Welch

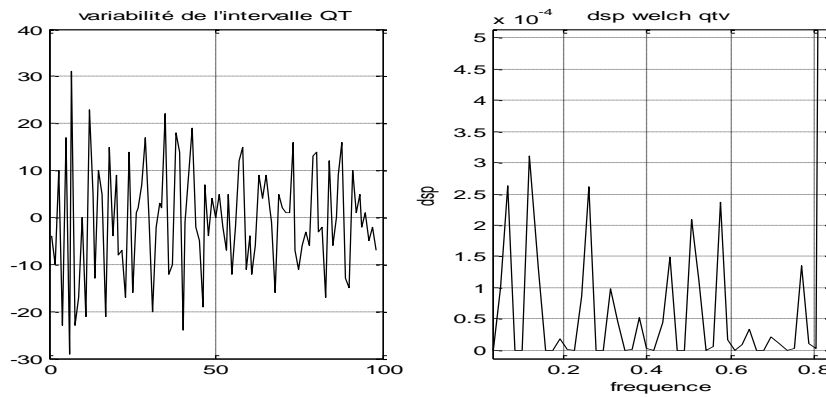


Figure IV.10: variabilité des intervalles QTV (enregistrement 101) et DSP calculés par la méthode de Welch

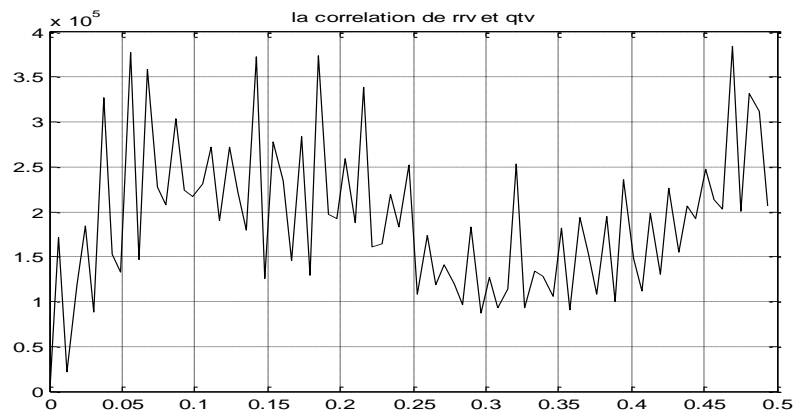


Figure IV.11 : corrélation entre les intervalles RR et QT (enregistrement 101)

- Cas d'une bradycardie :

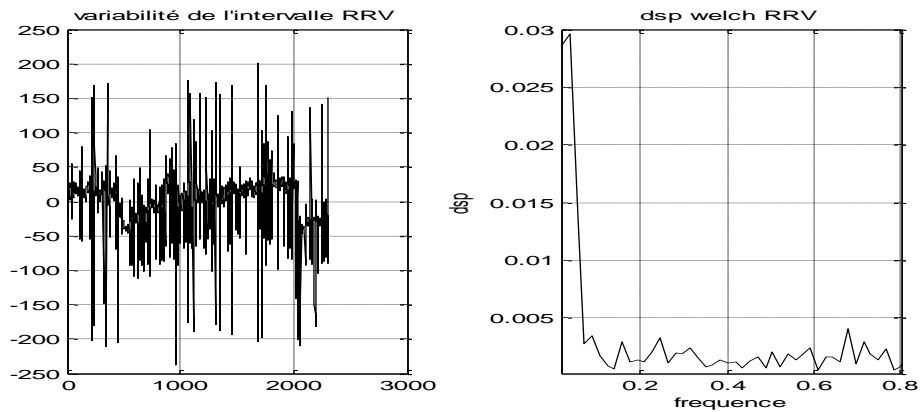


Figure IV.12: variabilité des intervalles RRV (enregistrement 232) et DSP calculés par la méthode de Welch

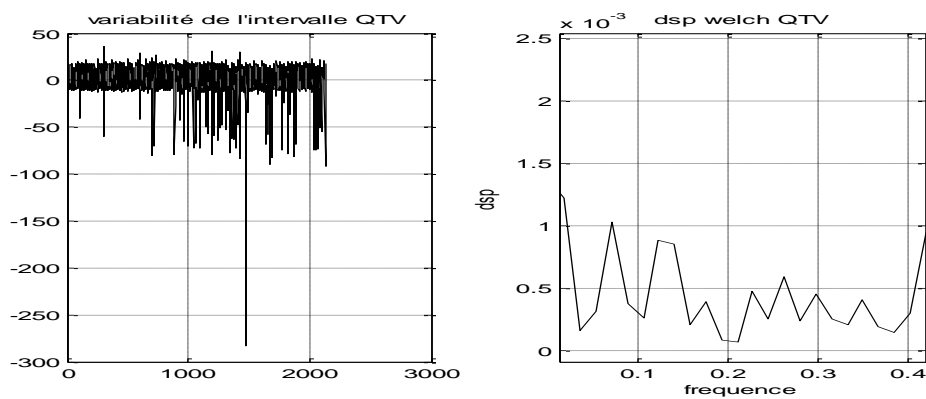


Figure IV.13: variabilité des intervalles QTV (enregistrement 232) et DSP calculés par la méthode de Welch

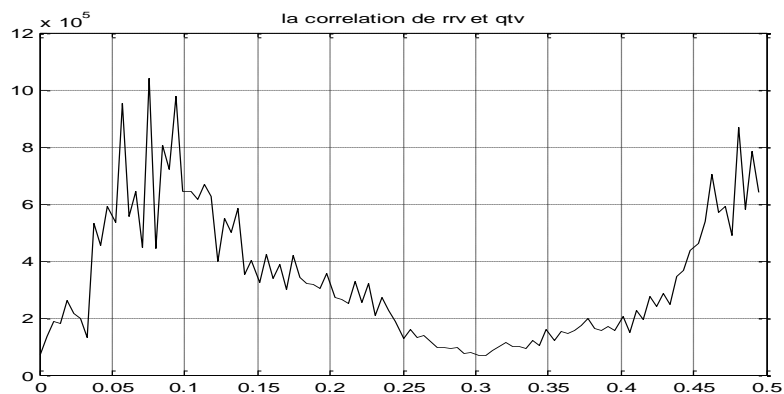


Figure IV.14 : corrélation entre les intervalles RR et QT (enregistrement 232)

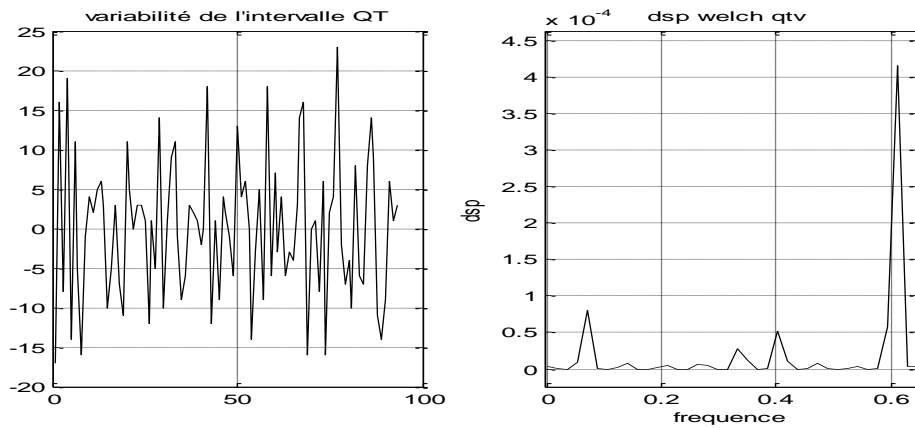


Figure IV.15: variabilité des intervalles RRV (enregistrement 109) et DSP calculés par la méthode de Welch

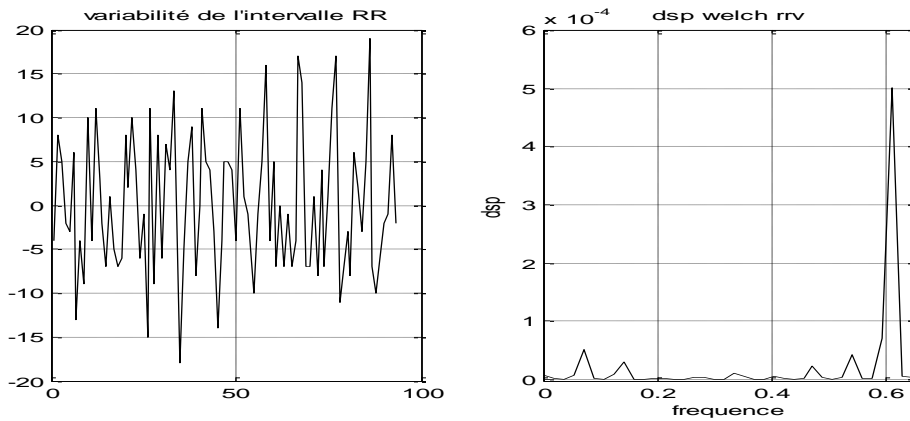


Figure IV.16: variabilité des intervalles QTV (enregistrement 109) et DSP calculés par la méthode de Welch.

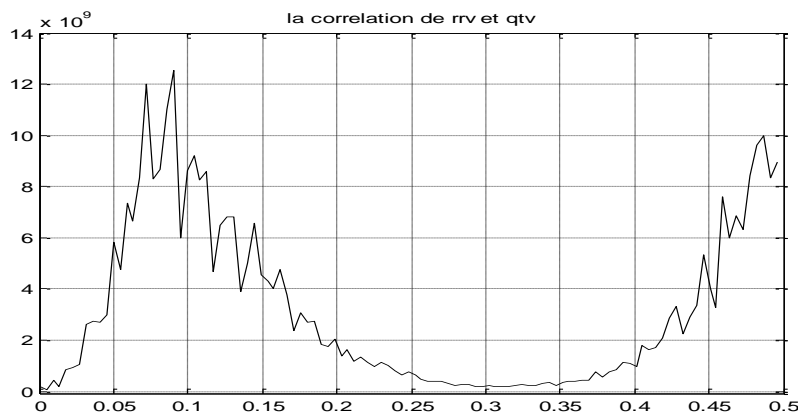


Figure IV.17 : corrélation entre les intervalles RR et QT (enregistrement 109)

- Cas d'une tachycardie :

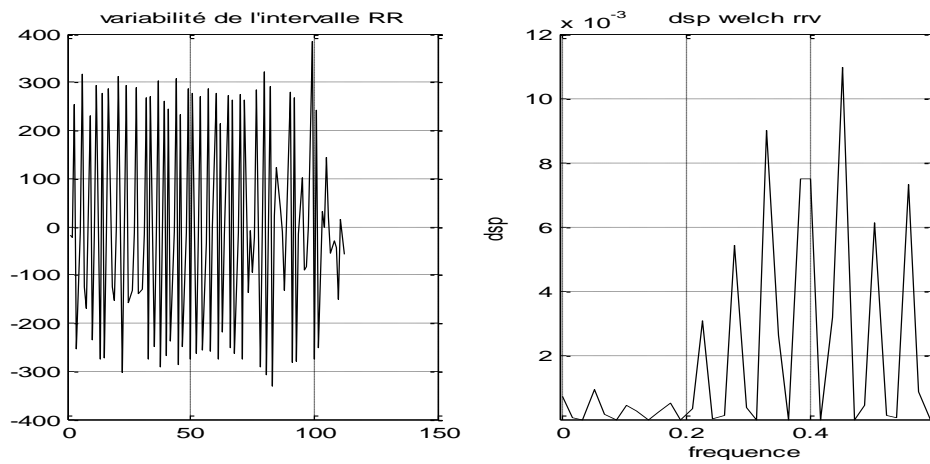


Figure IV.18: variabilité des intervalles RRV (enregistrement 209) et DSP calculés par la méthode de Welch

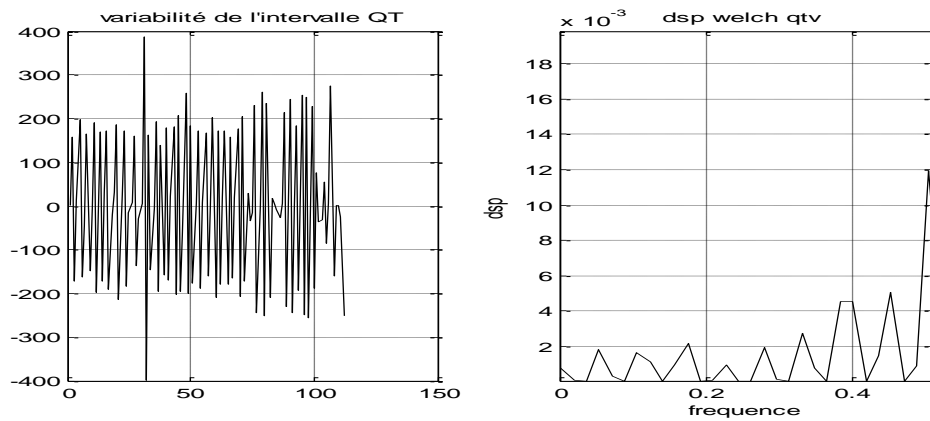


Figure IV.19: variabilité des intervalles QTV (enregistrement 209) et DSP calculés par la méthode de Welch

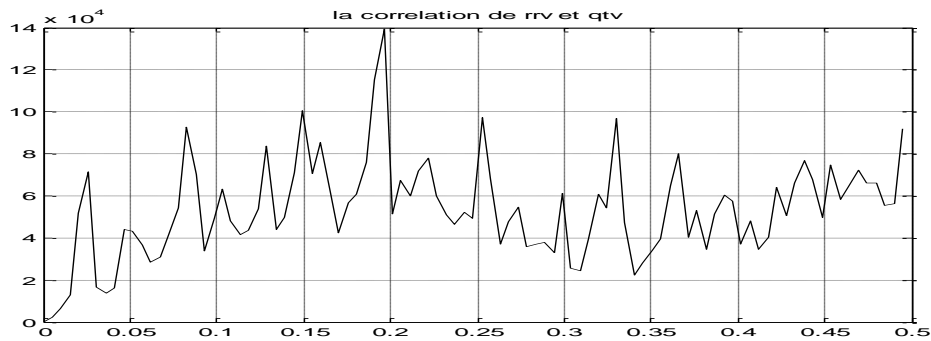


Figure IV.20 : corrélation entre les intervalles RR et QT (enregistrement 209)

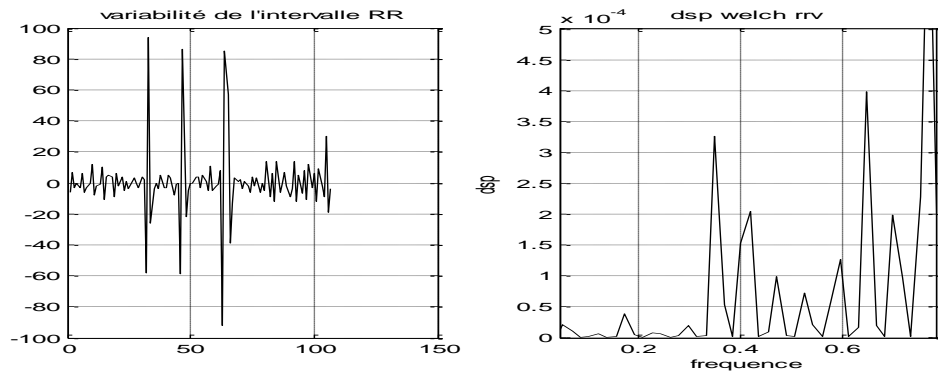


Figure IV.21: variabilité des intervalles RRV (enregistrement 207) et DSP calculés par la méthode de Welch.

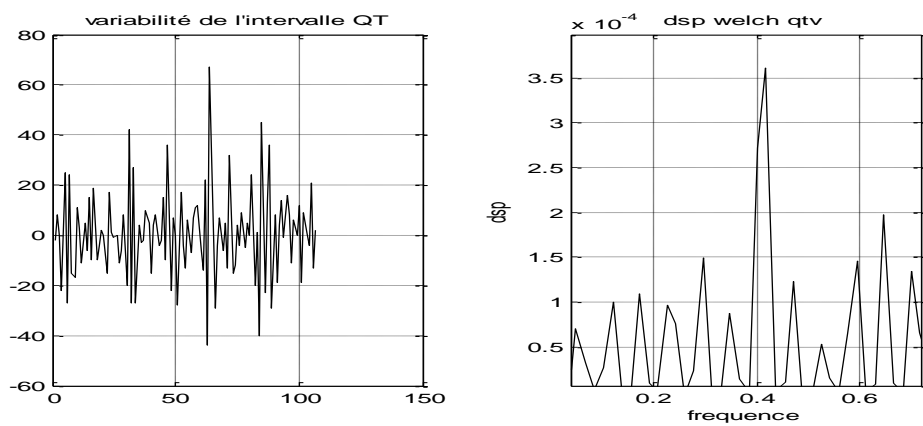


Figure IV.22: variabilité des intervalles QTV (enregistrement 207) et DSP calculés par la méthode de Welch.

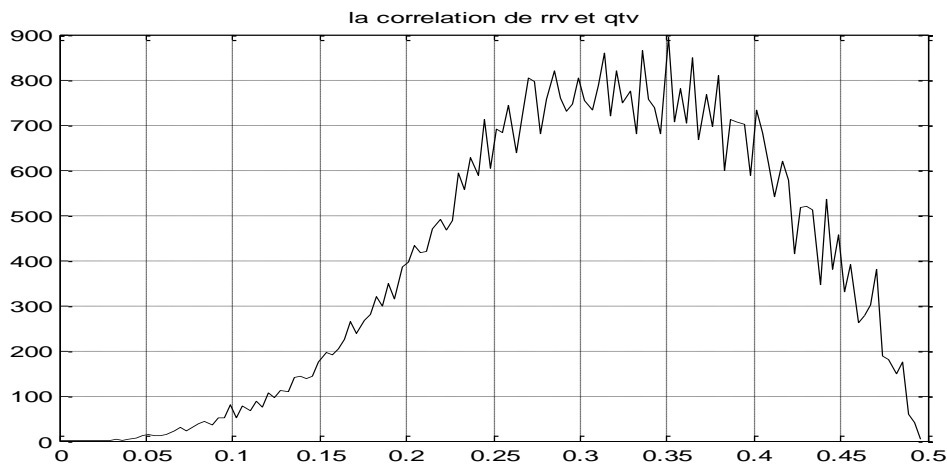


Figure IV.23 : corrélation entre les intervalles RR et QT (enregistrement 207)

- Cas particulier :

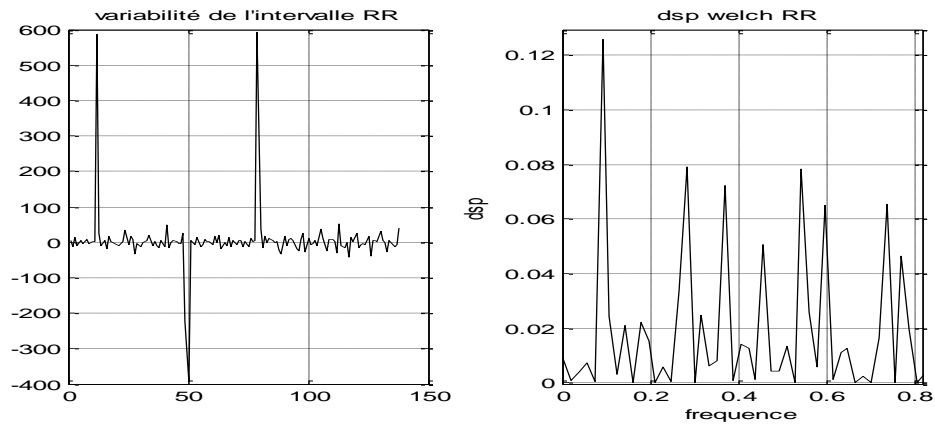


Figure IV.24: variabilité des intervalles RRV (enregistrement 231) et DSP calculés par la méthode de Welch

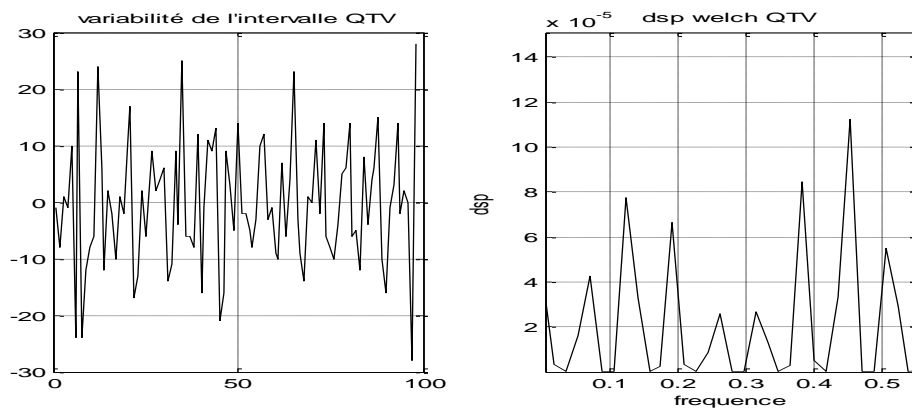


Figure IV.25: variabilité des intervalles RRV (enregistrement 231) et DSP calculés par la méthode de Welch

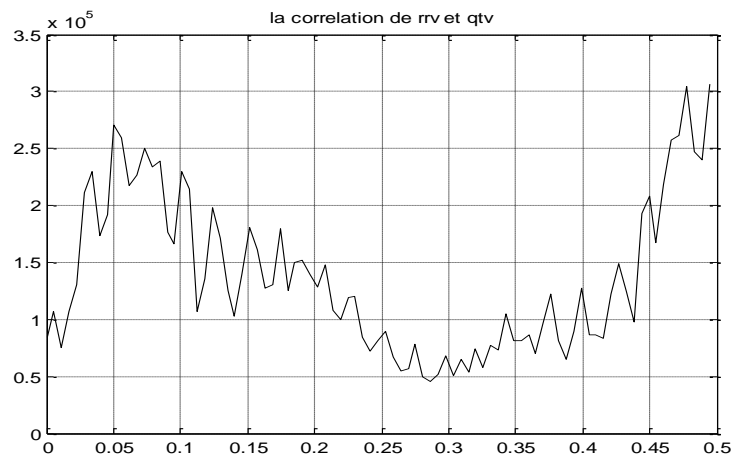


Figure IV.26 : corrélation entre les intervalles RR et QT (enregistrement 231).

- IV.4.3. Les résultats obtenus :

Les résultats obtenus sont illustrés dans les tableaux VI.1 et VI.2 ci dessous :

enregistrement	101 (normal)	232 (ESA+ brady)	109 (BBG+ brady)	209 (ESA+ tachy)	207 (TDP+tachy)	231 (brady+ ESA)
LFQT (sec ²)	3.1083.10 ⁻⁴	1.0326.10 ⁻³	8.021 .10 ⁻⁵	1.8153.10 ⁻³	9.9656.10 ⁻⁵	5.5339.10 ⁻⁵
fLFQT (Hz)	0.1222	0.0698	0.0698	0.0524	0.1222	0.0873
HFQT (sec ²)	2.612.10 ⁻⁴	5.915210 ⁻⁴	2.7614 .10 ⁻⁵	4.7672.10 ⁻³	1.4965.10 ⁻⁴	6.5637.10 ⁻⁵
fHFQT (Hz)	0.2618	0.2618	0.3316	0.3816	0.2967	0.2269
LFRR (sec ²)	3.338.10 ⁻⁵	0.03	5.0158 .10 ⁻⁵	9.5896.10 ⁻⁴	1.9524.10 ⁻⁵	0.1257
fLFRR (Hz)	0.1396	0.0673	0.0698	0.0524	0.0524	0.0873
HFRR (sec ²)	3.2588.10 ⁻⁵	3.2765.10 ⁻³	1.0241 .10 ⁻⁵	9.015.10 ⁻³	3.2585.10 ⁻⁴	0.079
fHFRR (Hz)	0.3491	0.2443	0.3316	0.0016	0.3491	0.2792
LF/HFQT	1.19	1.74	2.904	0.38	0.6802	0.84
LF/HFRR	1.0374	9.19	4.8977	0.1063	0.0599	1.59

Tableau IV.1 : le contenu fréquentiel de la densité spectrale des intervalles HRV et QTV obtenu par la méthode de Welch.

enregistrement	101 (normal)	232 (brady+ ESA)	109 (BBG+ brady)	209 (ESA+tachy)	207 (TDP+tachy)	231 (ESA+brady)
LF (sec ²)	1.2019.10 ⁷	5.6645.10 ⁷	4.2722.10 ¹¹	3.5392.10 ⁶	142.38	1.6103 .10 ⁷
fLF (Hz)	0.0549	0.043	0.0438	0.0725	0.1387	0.0551
HF (sec ²)	1.1081.10 ⁷	7.5832.10 ⁶	7.7619.10 ¹⁰	5.4271.10 ⁶	894.4	6.0089 .10 ⁶
fHF (Hz)	0.3175	0.1927	0.3968	0.1849	0.35	0.3443
LF/HF	1.0846	7.4698	5.504	0.65213	0.1592	2.6798

Tableau IV.2 : le contenu fréquentiel de la fonction de corrélation entre le HRV et le QTV.

IV.4.3. Interprétation des résultats :

Selon les résultats illustrés sur les tableaux IV.1 et IV.2 ci-dessus on peut remarquer que :

Les deux rapports LF/HF_{RR} et LF/HF_{QT} obtenus pour un rythme cardiaque normal (enregistrement 101) tendent vers 1. Ce résultat traduit par l'équilibre qui existe entre les deux systèmes nerveux sympathique et parasympathique.

Le rapport LF/HF de la fonction de corrélation de l'enregistrement 100 justifié les résultats obtenus dans la densité spectrale. Ce résultat peut être interprété par l'équilibre qui existe entre le système nerveux sympathique correspond a la composante LF et le système nerveux parasympathique correspondant à la composante spectrale HF. Cet équilibre sert à adapter le rythme cardiaque avec l'activité ventriculaire.

L'analyse spectrale par la méthode de Welch est aussi appliquée sur des signaux ECG autre que le cas normal. En effet et afin d'élargir notre champ de test, deux autres enregistrements sont utilisés à savoir :

L'enregistrement 232 représentant une bradycardie à 54 battement/min et une extrasystole auriculaire, et l'enregistrement 109 représentant

Les résultats obtenus sur l'enregistrement 232 et 109 montre que la composante spectrale LF est prédominante dans les deux rapports LF/HF_{RR} et LF/HF_{QT} , ce qui signifie que le système nerveux parasympathique est prédominant dans la variabilité du rythme cardiaque et dans l'intervalle QT.

Le système nerveux parasympathique agit comme un freinateur ce qui explique l'existence d'une bradycardie dans ces deux cas.

L'application de l'analyse fréquentielle sur l'enregistrement 209 représentant une tachycardie 162 bpm et une extrasystole auriculaire, et l'enregistrement 207 représentant une tachycardie 259 bpm et une torsade de pointe montre que la composante HF est prédominante. Ce résultat est justifié par le rapport LF/HF de la fonction de corrélation, et par conséquent on peut déduire que le système nerveux sympathique est responsable a une tachycardie. donc le système nerveux sympathique agit comme un accélérateur.

Le rapport LF/HF_{QT} de l'enregistrement 231 représentant une bradycardie et une extrasystole auriculaire est inférieur à 1, ce qui signifie que le système nerveux sympathique est prédominant

le rapport LF/HF_{RR} obtenu indique que la composante LF est prédominante, et par conséquent le système parasympathique est prédominant.

On peut interpréter ces résultats comme suit :

Nous obtenons une prédominance de HF dans le rapport LF/HF_{QT} à cause de la longueur de l'intervalle QT qui est un peu petit que le cas normale. Bien au contraire le système nerveux parasympathique est prédominant dans le rapport LF/HF_{RR} à cause de l'intervalle RR qui est large, car en effet on trouve dans cette enregistrement deux ondes P successifs, suivit par les ondes Q, R, S et qui sont normaux, ce qui permet de diminuer le rythme cardiaque car l'intervalle RR est trop large, et l'intervalle QT diminue.

La fonction de corrélation aussi indique que le système parasympathique est prédominant.

Par conséquent on peut dire que le système nerveux autonome sert à adapter la variation de l'intervalle QT avec le rythme cardiaque selon les besoins humains.

IV.5 Analyse temporelle :

L'analyse temporelle des HRV et QTV nous permet de connaître les caractéristiques de chaque intervalle. Aussi nous pouvons connaître l'existence de la relation entre la variabilité du HRV et la variabilité du QTV.

Nous pouvons considérer les variabilités HRV et QTV comme étant des séries ou des signaux discrets HRV(i) et QTV(i) que l'on peut soumettre à des méthodes de traitement du signal dans le but de trouver une relation entre la variabilité du RR et la variabilité du QT pour différents cas pathologiques. Pour cette étude, trois paramètres temporels sont calculés : l'écart type (SD), le r-MSSD, et l'indice de la variabilité du QT (QTVI). Le tableau IV.3 ci-dessous résume les différents paramètres temporels et leurs descriptions :

variable	définition
SDNN(s)	Déviations standard des intervalles RR sur un enregistrement de 5 min, c'est une dispersion temporelle qui est exprimée comme une augmentation de la variabilité
r-MSSD(s)	Permet de mesurer le carré de la variance de la différence entre 2 intervalles RR. Il représente le niveau de la variabilité.
QTVI	Le QTV index permet de mesurer le degré de la repolarisation (fluctuations spontanées des ventricules).

Tableau IV.3 : définition des paramètres temporels [34].

IV.5.1 Application des paramètres temporels sur les séries RR et QT :

Les résultats obtenus après application des paramètres temporels sur les séries RR et QT pour différents signaux ECG, sont représentés sur les figures IV.27 et IV.28.

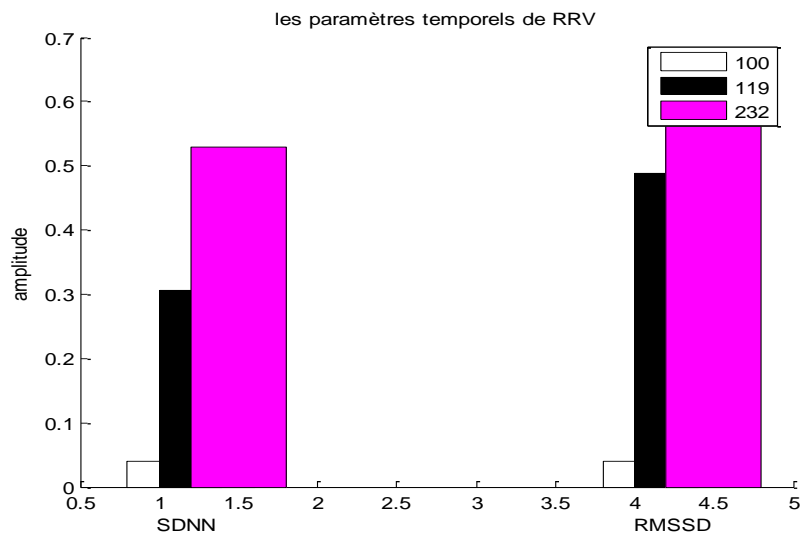


Figure IV.27 : Histogramme des paramètres temporels de la variabilité du rythme cardiaque pour les enregistrements 101, 119, 232.

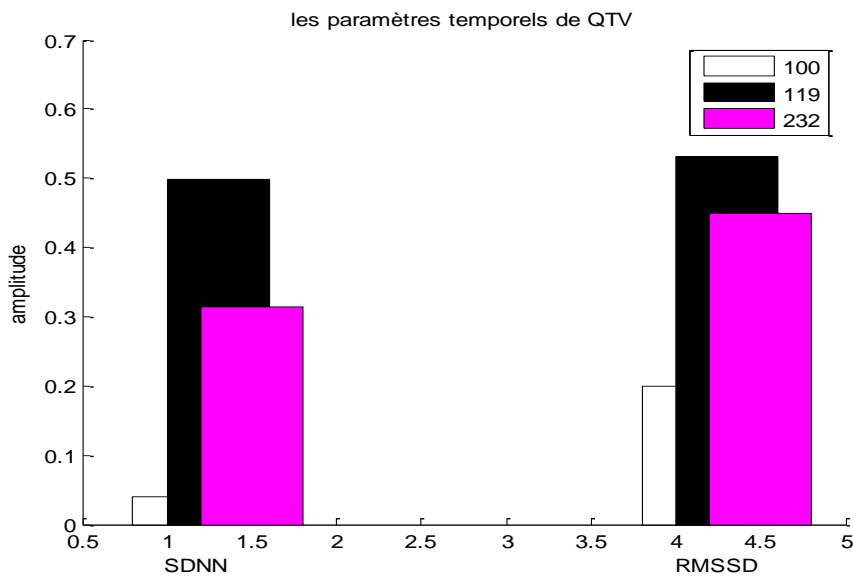


Figure IV.28 : Histogramme des paramètres temporels de la variabilité de l'intervalle QT pour les enregistrements 101, 119, 232.

IV.5.2 Interprétation et discussion :

Les figures IV.27 et IV.28 montrent que la mesure des paramètres temporels SD et r-MSSD varie d'un signal à un autre.

En effet, une très faible valeur de l'écart type (SD) et du r-MSSD est observée pour le cas d'un signal ECG normal (enregistrement 100) traduisant une très faible variabilité du rythme cardiaque et de la variabilité du QT. Par contre pour le cas des enregistrements 119 et 232

représentant respectivement l'extrasystole ventriculaire (ESV) et l'extrasystole auriculaire (ESA), la valeur du SD et du r-MSSD est grande traduisant une grande variabilité du rythme cardiaque et de la variabilité du QT

Dans le cas d'une ESV, la variabilité de l'intervalle QT est plus élevée que la variabilité de l'intervalle RR. Par contre dans le cas d'une (ESA), la variabilité du RR est plus élevée que la variabilité du QT, ce qui signifie que les grandes variabilité dans l'intervalle QT sont celles des pathologies ventriculaires.

En résumé on peut dire que les faibles valeurs des RRV et du QTV sont le signe d'un signal ECG normal. Par contre les fortes valeurs du RRV et du QTV sont celles d'un signal ECG représentant un cas pathologique.

IV.5.3 Index de la variabilité de QT (QTVI) :

L'index de la variabilité de QT (QTVI) est un paramètre temporel qui permet de relier la variabilité de QT avec la variabilité du rythme cardiaque afin de quantifier le degré de l'habilité de la dépolarisation et la repolarisation ventriculaire [35].

Le QTVI représente le rapport entre l'intervalle QT et le rythme cardiaque, chacune est normalisé par le carré de la moyenne du temps de la série respectivement, en vue d'éliminer l'unité et compenser la longueur de l'intervalle QT dans le cas où il est long ou petit [35]

Donc on peut définir l'index de la variabilité QT par :

$$QTVI = \log_{10} \left[\frac{QT_v / QT_m^2}{HR_v / HR_m^2} \right] \quad (VI.21)$$

Le calcul de cette fonction sur l'intervalle RR et QT donne les résultats suivants :

Cas normal :

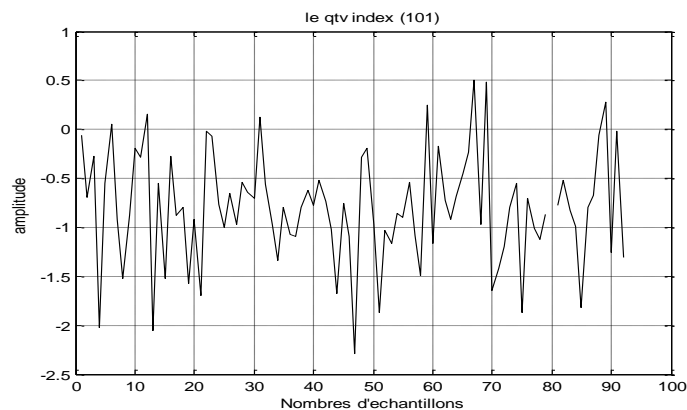


Figure IV.29: index de la variabilité du QT (enregistrement 101).

Cas d'une extrasystole ventriculaire :

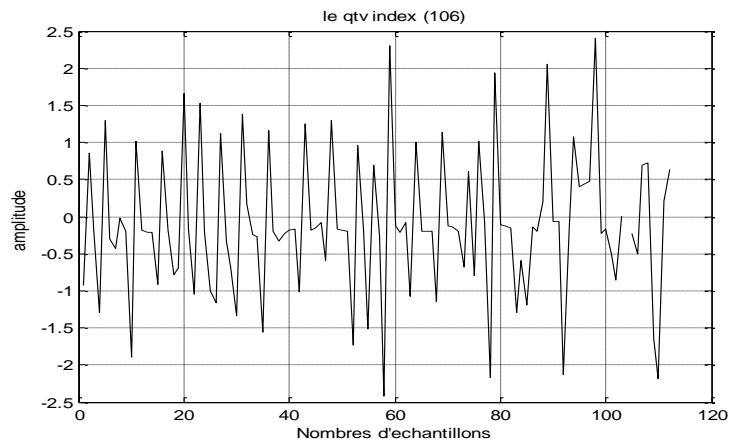


Figure IV.30: index de la variabilité du QT (enregistrement 106).

Cas d'une extrasystole auriculaire :

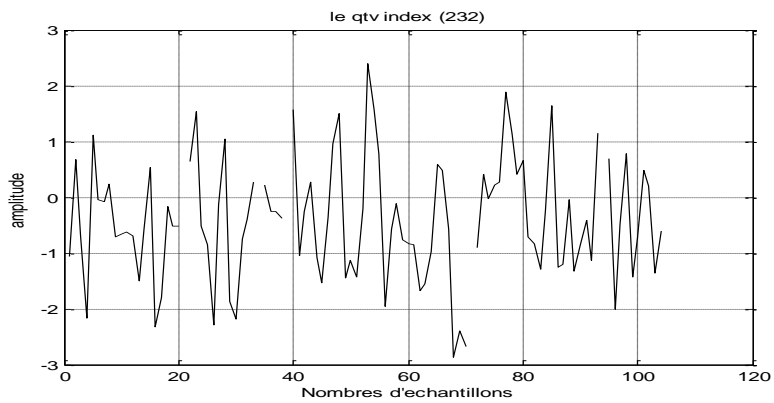


Figure IV.31: index de la variabilité du QT (enregistrement 232)

Cas d'une torsade de pointe :

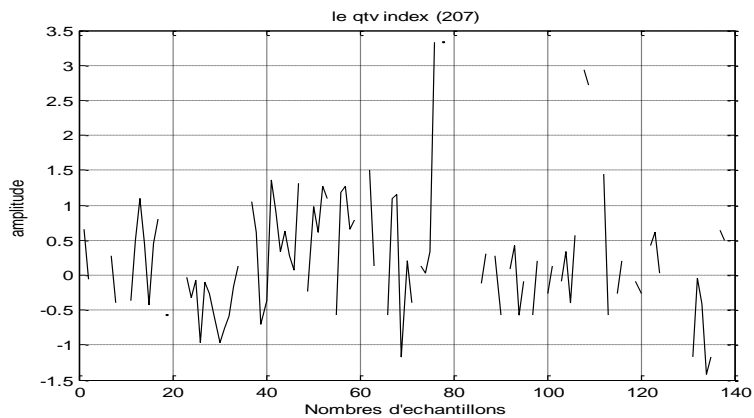


Figure IV.32: index de la variabilité du QT (enregistrement 207).

VI.5.4 Interprétation et discussion :

Les figures IV.29 à IV.32 représentent l'indexe de la variabilité du QT pour différents cas de signaux d'ECG.

dans le cas normal figure (IV.29), la majorité des valeurs du QTVI sont proche de zéro, ce qui implique que le rapport entre le QT et le RR appartient à l'intervalle proche de 1 traduisant une variation régulière entre les deux variabilités.

pour le cas des signaux d'ECG représentant une extrasystole auriculaire (figure IV.31) ou une extrasystole ventriculaire (figure IV.30), ou une torsade de pointe figure (IV.32), les valeurs du QTVI sont positives et par fois négatives.

Une valeur de QTVI positive montre que le rapport entre le QT et le RR est supérieur à 1, ça veut dire que la variabilité du QT est plus élevée que la variabilité du RR.

La valeur négative indique que le rapport entre le QT et le RR est inférieur à 1, ça veut dire que la variabilité du RR est plus élevée que la variabilité du QT.

Le QTVI montre aussi qu'une grande variabilité dans le RR va suivre par une grande variabilité dans le QT.

Aussi une faible variabilité dans le RR va suivre par une faible variabilité dans le QT.

Par exemple, on a trouvé une grande variabilité du RR dans le cycle 58 dans l'enregistrement 106 (ESV), qui est suivit par une grande variabilité du QT dans le cycle 59.

On a trouvé aussi des cas indéterminé pour des paires de cycle, ce qui implique que le rapport entre le QT et le RR est inférieur a 0, ce qui signifie qu'il y a un étroitesse dans RR qui est suivit par un étroitesse du QT dans le cycle suivant.

IV.6 Conclusion:

Dans ce chapitre une analyse fréquentielle et temporelle de la variabilité de l'intervalle RR et de l'intervalle QT est faite.

Dans l'analyse fréquentielle, la densité spectrale (DSP) et la fonction de corrélation des séries HRV et QTV dans la bande fréquentielle [0.04 : 0.15] Hz correspondant aux basses fréquences et la bande fréquentielle [0.15 : 0.4] Hz correspondant aux hautes fréquences sont calculées. Ce qui nous a montré qu'il y a des influences du système nerveux autonome par l'intermédiaire du système nerveux sympathique correspondant à la composante spectrale HF et le système nerveux parasympathique correspondant à la composante spectrale LF.

Dans le cas normal on a trouvé un équilibre entre les deux composantes spectrales.

Dans le cas d'une bradycardie on a trouvé des influences du système nerveux parasympathique, bien au contraire dans le cas d'une tachycardie on a trouvé des influences du système nerveux sympathique. Ces influences du système nerveux autonome sur le cœur sert à adapter les variations de l'intervalle QT avec le rythme cardiaque selon les besoins humains.

Dans l'analyse temporelle, des paramètres temporels sont calculés : l'écart type (SD), le r-MSSD ; et l'index de la variabilité (QTVI). Le calcul de ces paramètres temporels a montré que ces valeurs sont faibles dans le cas normal, et forte dans le cas pathologique.

Le paramètre r-MSSD nous a montré que la variabilité de QT est plus élevée que la variabilité de RR dans les pathologies qui sont liées à l'activité ventriculaire.

Le QTVI montre que les grandes variabilités sont celles des cas pathologiques, aussi une variabilité dans le rythme cardiaque est suivie par une variabilité dans l'intervalle QT.

La quantification des interactions de la variabilité de l'intervalle QT et le rythme cardiaque, et sa modélisation par une approche non linéaire est très importante. En effet le signal qui représente la variabilité est un signal aléatoire, donc on ne peut pas le modéliser par une équation mathématique, mais on peut le modéliser par le model ARX qui permet de donner des équations non linéaires de chaque signal. Le chapitre suivant corespond à une modélisation des séries HRV et QTV par le model ARX.

Chapitre V : Identification des séries HRV et QTV par le modèle ARX

V.1. Introduction :

Dans ce chapitre une méthode d'identification et de modélisation des séries HRV et QTV par le modèle ARX (Auto Regressive model with eXternal inputs) est présenté.

Le model ARX en question est utilisé pour sa capacité de modéliser de façon non linéaire les séries HRV et QTV.

L'identification consiste à appliquer des signaux de perturbation à l'entrée d'un système (par exemple pour un système électronique, ceux-ci peuvent être de type binaire aléatoire ou pseudo aléatoire, sinus à fréquences multiples...) et en analyser la sortie dans le but d'obtenir un modèle purement mathématique. Dans ce cas les différents paramètres du modèle ne correspondent à aucune réalité physique. L'identification peut se faire soit dans le temps (espace temporel) ou en fréquence (espace de Laplace). Éviter les modèles purement théoriques à partir des équations physiques (en général des équations différentielles), qui sont longs à obtenir et souvent trop complexes, est donc possible avec cette technique.

Ainsi, il pourrait être possible de trouver un modèle efficace des séries HRV (ou RRV) et QTV qui sont en fait des signaux aléatoires. En effet une modélisation de ces séries est fait en vue de construire un model en se basant sur une approche non linéaire dynamique qui permet de quantifier l'interaction entre la variabilité du rythme cardiaque et la variabilité de QT.

V.2. Les différents types de modèles

Le principe d'une identification paramétrique est d'extraire un modèle mathématique à partir d'observations. Le modèle doit permettre de calculer la sortie du procédé y à n'importe quel instant t si les conditions initiales du système sont connues. Pour cela on peut se servir

des valeurs des entrées aux instants présents et précédents ($u(t)$, $u(t-1)$, ...) et des valeurs précédentes de la sortie ($y(t-1)$, $y(t-2)$, ...), c'est le cas d'un modèle régressif

Il est tout de même important d'avoir des connaissances basiques du système pour choisir un type de modèle adapté. Il y a différents types de models, on peut citer :

- Modèle possédant une entrée/une sortie (SISO) ou plusieurs entrées et plusieurs sorties (MIMO)
- Modèle linéaire ou non linéaire
- Modèle continu ou discret
- Modèle régressif ou indépendant : pour un modèle régressif, la sortie à un instant t , $y(t)$, dépend des instants précédents ($y(t-i)$).
- Modèle stochastique ou déterministe

En général, le modèle est représenté sous forme de fonction de transfert utilisant la transformée en z. [34]

L'identification nécessite une structure de modèle connu à priori. Il y a plusieurs modèles tels ARX, ARMAX ...etc. Dans ce chapitre on s'intéresse au modèle ARX.

V.3 Le modèle ARX :

Le modèle ARX (Auto Regressive model with eXternal inputs) est un modèle auto régressif qui inclut des entrées $u(t)$ et un bruit blanc $\zeta(t)$ de moyenne nulle. De plus, le modèle inclus un retard pur de k coups d'horloge. Si le système est échantillonné à une période d'échantillonnage T , alors le retard sera de $k*T$. [35]

Sous forme temporelle :

$$y(t) = B[u(t-k), u(t-1-k), \dots]^T - A.[y(t-1), y(t-2), \dots]^T + A.[\zeta(t), \zeta(t-1), \dots] \quad (V.1)$$

Dans un espace discret utilisant la transformée en z :

$$y(z) = z^{-k} \cdot \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} \cdot u(z) + \zeta(z) \quad (V.2)$$

On note souvent aussi l'opérateur z par q.

La figure (V.1) montre la structure d'un modèle ARX

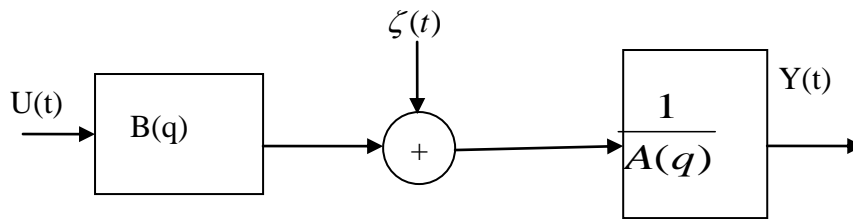


Figure V.1 : structure du modèle ARX [35]

Tel que : $A(q)$: l'autoregréssion

$B(q)$: l'entrée ajouté (extra input).

$Y(t)$: la sortie (out put)

$U(t)$: l'entrée (input).

$\zeta(t)$: le bruit

où :

$$A(q) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{na} q^{-na} \quad (V.3)$$

$$B(q) = 1 + b_1 q^{-1} + \dots + b_{nb} q^{-nb} \quad (V.4)$$

En utilisant le logiciel MATLAB, les paramètres a_1 et b_1 sont facilement estimés, ils permettent de minimiser l'erreur du prédiction finale à partir de $A(q)$ et $B(q)$. [36]

V.4 Procédure d'identification

Pour obtenir un modèle consistant, il est important d'exciter le processus avec toutes les fréquences dans sa plage de fonctionnement. Le signal d'entrée appliqué doit donc être riche en fréquences (posséder un large spectre). En général, on applique un signal périodique pseudo aléatoire.

Lorsque le système possède plusieurs entrées/plusieurs sorties, il est important d'appliquer des signaux décorrélés pour ne pas introduire de biais d'identification. Une idée commune consistant à exciter l'une après l'autre les entrées est une mauvaise méthode car elle introduit un biais d'identification et ne rend pas compte du fonctionnement normal du système. Il est

important de respecter une procédure rigoureuse pour identifier un procédé. Cette procédure se résume par les étapes ci-dessous est représentée sur la figure (V.2). [36]

-Détermination d'un protocole de test : propriétés statistiques des signaux d'entrée pour balayer toutes les fréquences intéressantes, le rapport signal/bruit doit être suffisamment important et le nombre de points de mesures doit être significatif pour le test (>1000)

-Détermination de la structure du modèle : type de modèle, ordre et retard

-Identification : choix d'un algorithme pour trouver le modèle en minimisant les erreurs entre les mesures et le modèle, en général l'algorithme est basé sur la méthode des moindres carrés (LS, RLS, RELS).

-Validation du modèle : Réalisation de plusieurs tests de vérification. Il est nécessaire pour cette étape d'utiliser des mesures différentes de celles utilisées lors de l'identification.

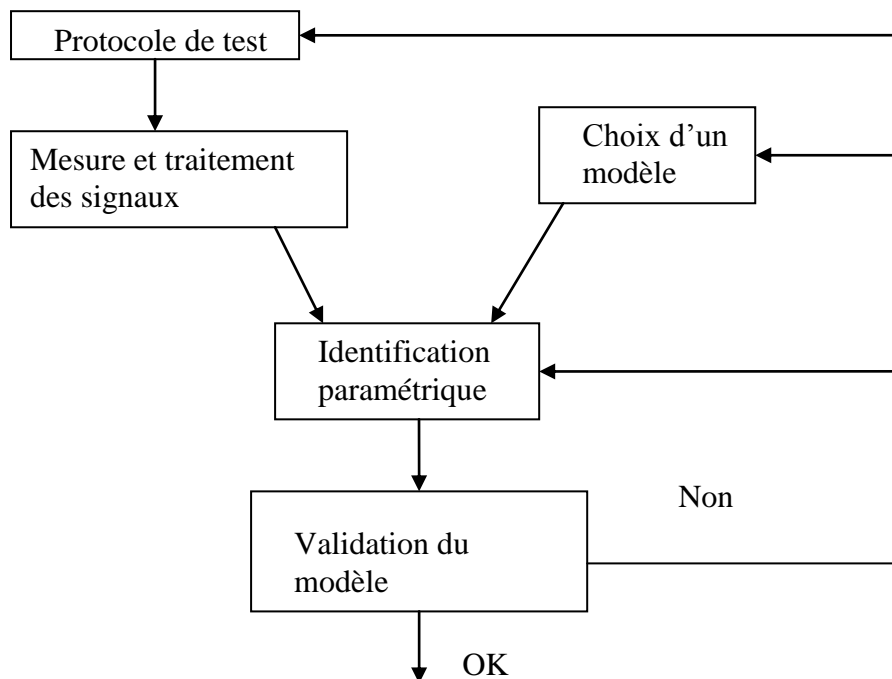


Figure V.2 : procédure d'identification [37]

V.5 Application du modèle paramétrique :

L'application de ce modèle sur nos signaux correspondant aux séries HRV et QTV dans différentes cas normaux et pathologiques, montre que le modèle ARX relie les valeur A et B à

l'équation originale pour obtenir la relation de la sortie, l'entrée et le bruit. Cette équation est utilisée pour estimer l'accélération de la sortie du modèle, qui est utilisé pour le comparer avec les données originales (figure V.3)

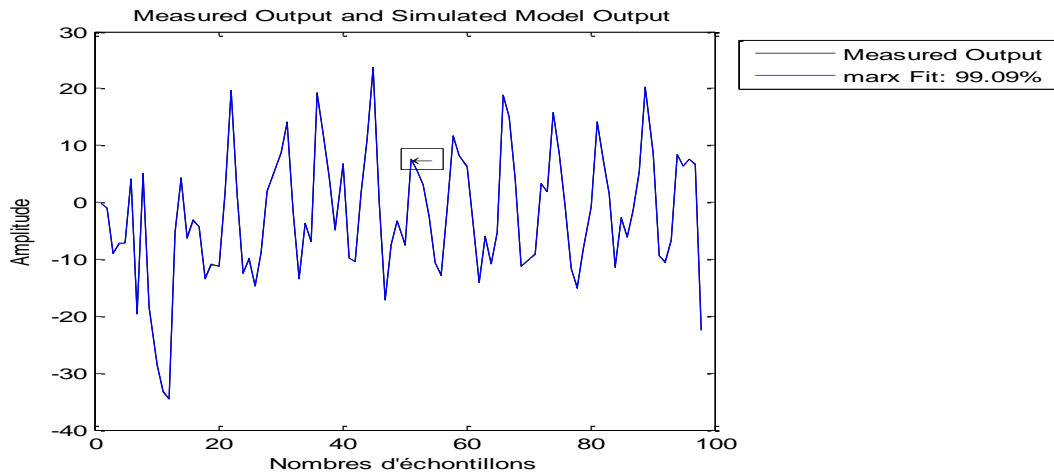


Figure V.3 : la sortie mesurée et la sortie du modèle ARX. Avec le pourcentage d'identification (série HRV d'un enregistrement 100)

On faisant un zoom sur une partie de ce signal, on voit clairement le degré de l'identification et le biais entre la sortie mesurée et la sortie simulée.

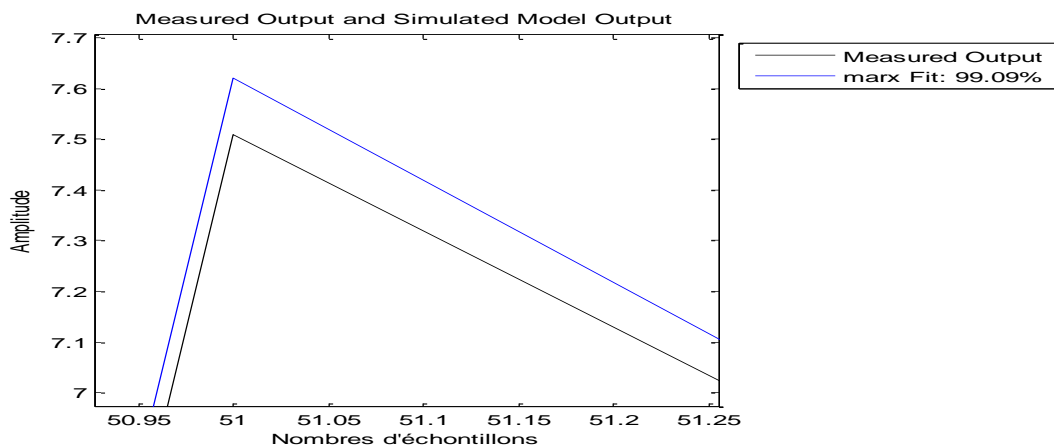


Figure V.4 : un zoom sur une partie correspond à l'intervalle [50.90 :51.25].

Il est clairement illustré que l'identification entre la sortie estimée et le signal original (sortie mesuré) donne un pourcentage de 99.09%.

Pour valider le modèle, le paramètre « l'erreur de prédiction final » FPE d'Akaike (Final prediction error) est utilisé [36].

Il est exprimé par la relation suivante :

$$FPE = \frac{1 + \frac{d}{N}}{1 - \frac{d}{N}} V \quad (V.5)$$

Où

d : le nombre des paramètres estimées.

N : la longueur des données (nombre de bits).

V : la fonction du coût (loss function).

L'expression de la fonction du cout est donnée par la relation suivante : [38]

$$v(t) = \frac{1}{N} \sum_N |e^2(t)| \quad (V.6)$$

e(t) : est l'erreur minimisée entre le signal mesuré et le signal estimé par la méthode de moindre carrée.

Le model ARX est appliqué pour modéliser les séries HRV et QTV pour différents cas normaux et pathologiques. Il est noté que ces séries sont générées à partir des résultats de détection obtenus dans les chapitres précédents. Les résultats de modélisation sont décrites dans ce qui suit.

V.5.1 identification des séries HRV.

Comme prévu, on a cherché à réduire l'ordre du modèle retenu sans perte de performances notable. On a simplement réduit l'ordre et repris les tests. Nous avons trouvé qu'on pouvait tenir l'ordre 2

L'équation différentielle, les paramètres A(q), B(q) qui sont calculés par le model IDPOLY, le coefficient d'Akaike (FPE), et la fonction du coût sont calculés sous MATLAB,

Les équations des paramètres A(q) et B(q) sont différents selon le type du signal.

Elles sont légèrement pareilles, si la variabilité dans l'intervalle QT est suivit par une variabilité pareille dans le rythme cardiaque.

Alors que la fonction du coût, le coefficient FPE, et le pourcentage se changent selon le type du signal, même si les signaux sont semblables.

Les résultats obtenus sont donnés dans ce qui suit et sont illustrés sur les figures (V.5 jusq'à V.14) ci-dessous.

- serie RR pour un signal ESV (106) :

Discrete-time IDPOLY model: $A(q)y(t) = B(q)u(t) + e(t)$

$$A(q) = 1 - 1.42 q^{-1} + 0.5096 q^{-2}$$

$$B(q) = q^{-1} - 0.4995 q^{-2}$$

Estimated using ARX from data set z

Loss function 0.0261697 and FPE 0.0281082

Sampling interval: 1

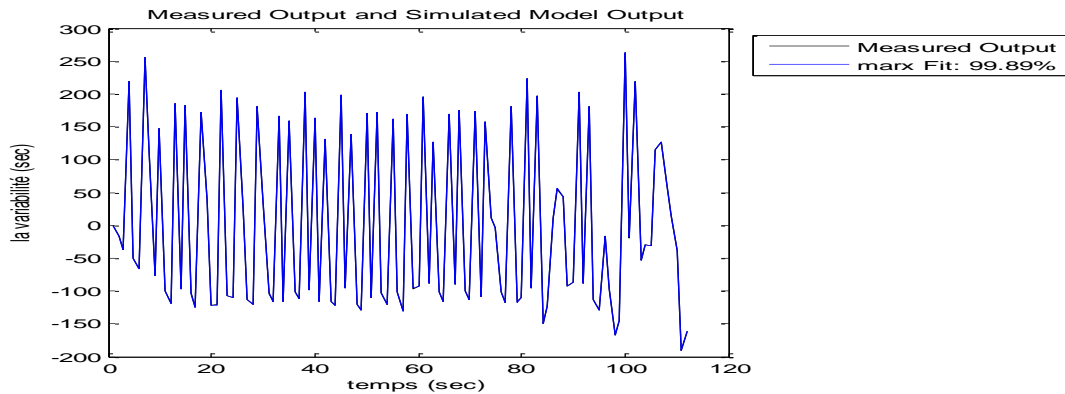


Figure V.5 : la sortie mesurée et la sortie du modèle ARX. Avec le pourcentage d'identification (série RR d'un enregistrement 106).

- série QT pour un signal ESV106 :

Discrete-time IDPOLY model: $A(q)y(t) = B(q)u(t) + e(t)$

$$A(q) = 1 - 1.417 q^{-1} + 0.5069 q^{-2}$$

$$B(q) = q^{-1} - 0.4967 q^{-2}$$

Estimated using ARX from data set z

Loss function 0.0193791 and FPE 0.0208145

Sampling interval: 1

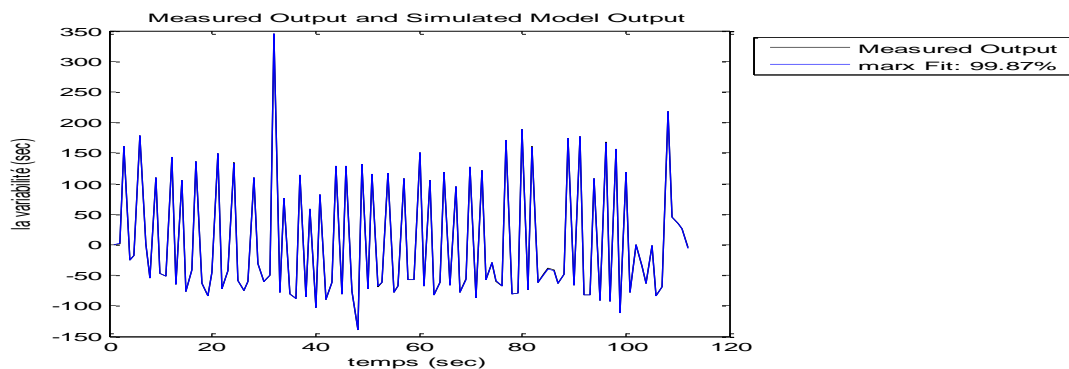


Figure V.6 : la sortie mesurée et la sortie du modèle ARX. Avec le pourcentage d'identification (série QT d'un enregistrement 106).

- serie RR pour un signal ESV (119) :

Discrete-time IDPOLY model: $A(q)y(t) = B(q)u(t) + e(t)$

$$A(q) = 1 - 1.42 q^{-1} + 0.5103 q^{-2}$$

$$B(q) = q^{-1} - 0.5004 q^{-2}$$

Estimated using ARX from data set z

Loss function 0.0238511 and FPE 0.0256179

Sampling interval: 1

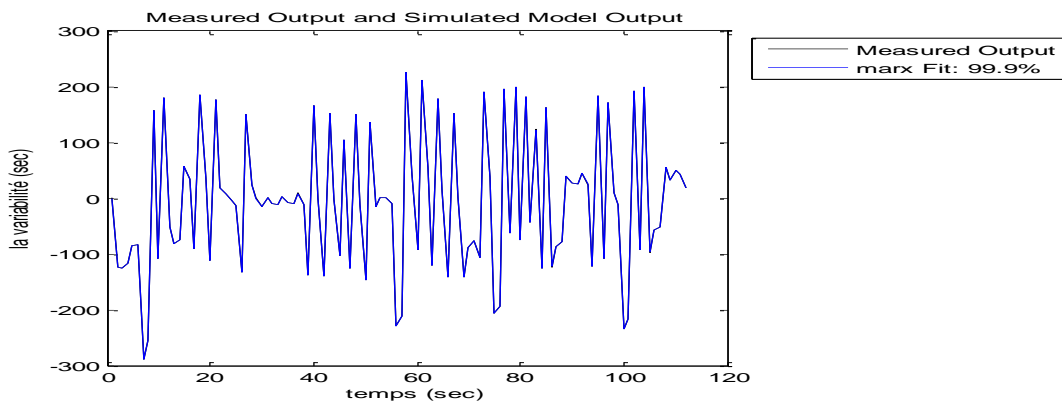


Figure V.7 : la sortie mesurée et la sortie du modèle ARX. Avec le pourcentage d'identification (série RR d'un enregistrement 119)

- série QT pour un signal ESV 119 :

- Discrete-time IDPOLY model: $A(q)y(t) = B(q)u(t) + e(t)$

$$A(q) = 1 - 1.419 q^{-1} + 0.5093 q^{-2}$$

$$B(q) = q^{-1} - 0.4992 q^{-2}$$

Estimated using ARX from data set z

Loss function 0.0216609 and FPE 0.0232655

Sampling interval: 1

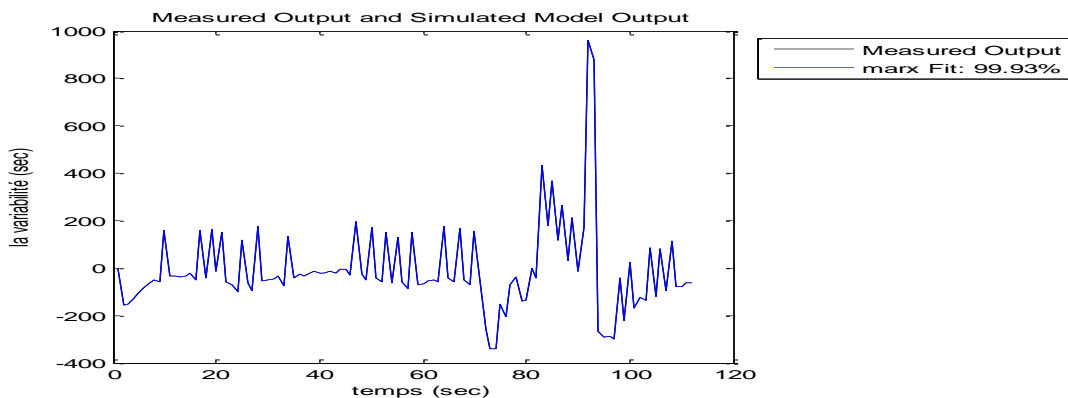


Figure V.8 : la sortie mesurée et la sortie du modèle ARX. Avec le pourcentage d'identification (série QT d'un enregistrement 119).

- série RR pour un signal ESA(209)

Discrete-time IDPOLY model: $A(q)y(t) = B(q)u(t) + e(t)$

$$A(q) = 1 - 1.379 q^{-1} + 0.4754 q^{-2}$$

$$B(q) = 0.998 q^{-1} - 0.4556 q^{-2}$$

Estimated using ARX from data set z

Loss function 0.0138232 and FPE 0.0154495

Sampling interval: 1

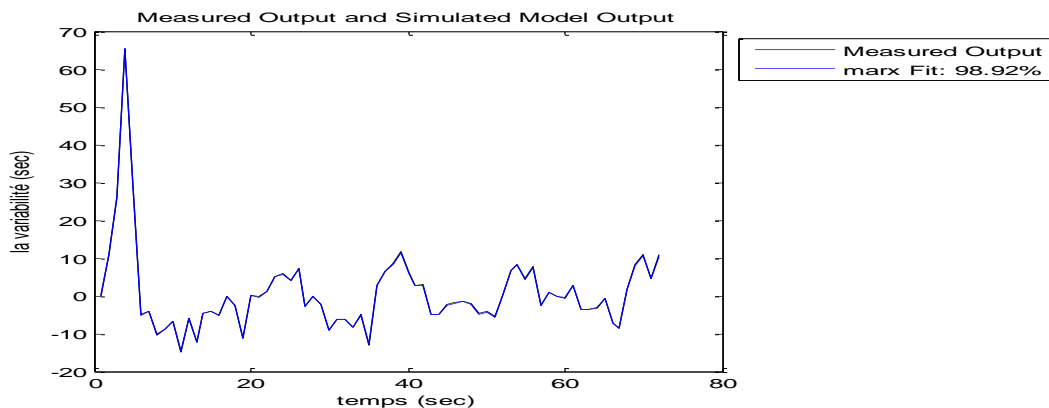


Figure V.9 : la sortie mesurée et la sortie du modèle ARX. Avec le pourcentage d'identification (série RR d'un enregistrement 209).

- série QT pour un signal ESA209 :

Discrete-time IDPOLY model: $A(q)y(t) = B(q)u(t) + e(t)$

$$A(q) = 1 - 1.305 q^{-1} + 0.405 q^{-2}$$

$$B(q) = 1.005 q^{-1} - 0.3847 q^{-2}$$

Estimated using ARX from data set z

Loss function 0.023244 and FPE 0.0259786

Sampling interval: 1

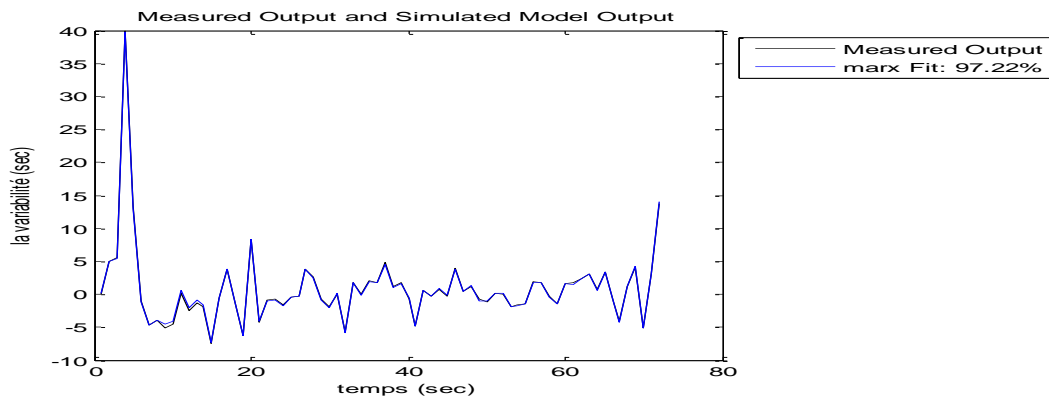


Figure V.10 : la sortie mesurée et la sortie du modèle ARX. Avec le pourcentage d'identification (série QT d'un enregistrement 209)

- série RR pour un signal ESA 232

Discrete-time IDPOLY model: $A(q)y(t) = B(q)u(t) + e(t)$

$$A(q) = 1 - 1.421 q^{-1} + 0.511 q^{-2}$$

$$B(q) = q^{-1} - 0.5011 q^{-2}$$

Estimated using ARX from data set z

Loss function 0.0186341 and FPE 0.0201249

Sampling interval: 1

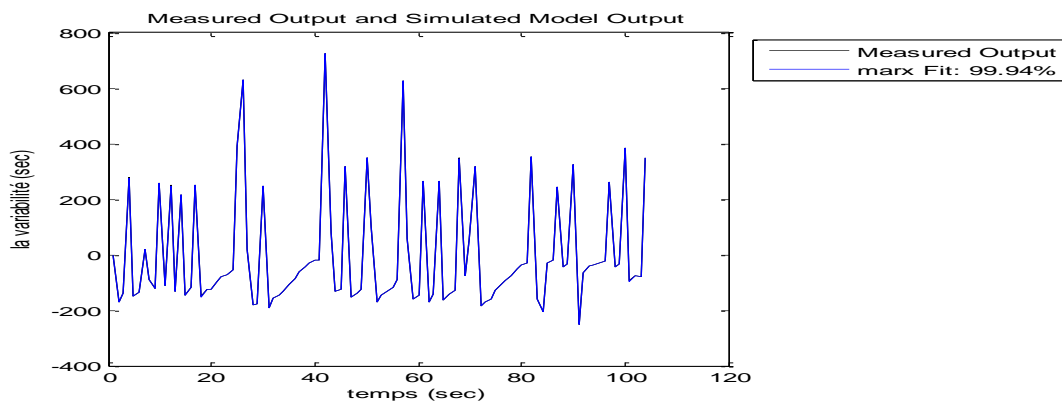


Figure V.11 : la sortie mesurée et la sortie du modèle ARX. Avec le pourcentage d'identification (série RR d'un enregistrement 232).

- série QT pour un signal ESA 232

Discrete-time IDPOLY model: $A(q)y(t) = B(q)u(t) + e(t)$

$$A(q) = 1 - 1.421 q^{-1} + 0.5108 q^{-2}$$

$$B(q) = q^{-1} - 0.5011 q^{-2}$$

Estimated using ARX from data set z

Loss function 0.0211672 and FPE 0.0228606

Sampling interval: 1

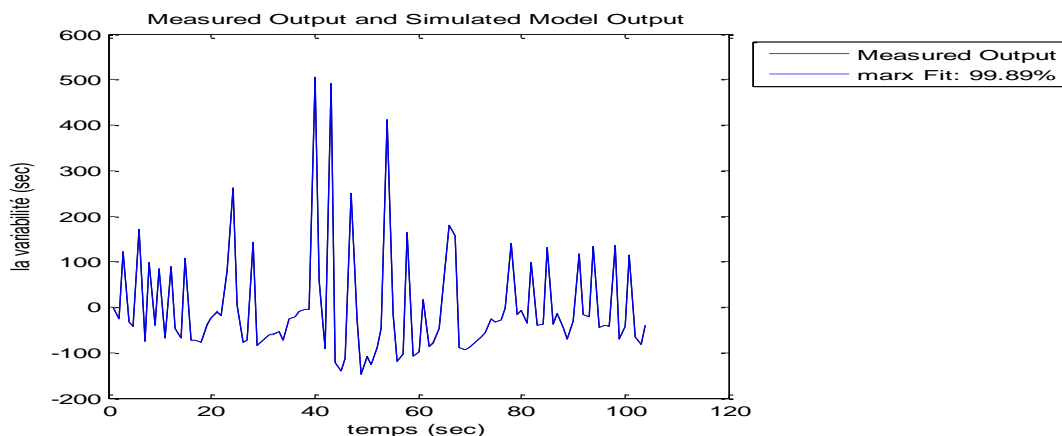


Figure V.12 : la sortie mesurée et la sortie du modèle ARX. Avec le pourcentage d'identification (série QT d'un enregistrement 232)

- serie RR pour un signal BBG (109)

Discrete-time IDPOLY model: $A(q)y(t) = B(q)u(t) + e(t)$

$$A(q) = 1 - 1.346 q^{-1} + 0.4432 q^{-2}$$

$$B(q) = 0.9975 q^{-1} - 0.4187 q^{-2}$$

Estimated using ARX from data set z

Loss function 0.0261188 and FPE 0.0284666

Sampling interval: 1

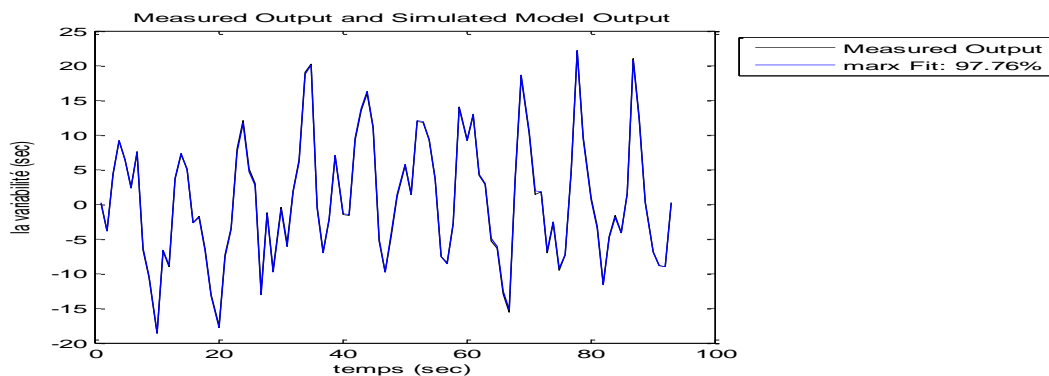


Figure V.13 : la sortie mesurée et la sortie du modèle ARX. Avec le pourcentage d'identification (série HRV d'un enregistrement 109)

- série QT pour un signal 109(BBG) :

Discrete-time IDPOLY model: $A(q)y(t) = B(q)u(t) + e(t)$

$$A(q) = 1 - 1.372 q^{-1} + 0.4657 q^{-2}$$

$$B(q) = 1.001 q^{-1} - 0.4512 q^{-2}$$

Estimated using ARX from data set z

Loss function 0.0163146 and FPE 0.0177811

Sampling interval: 1

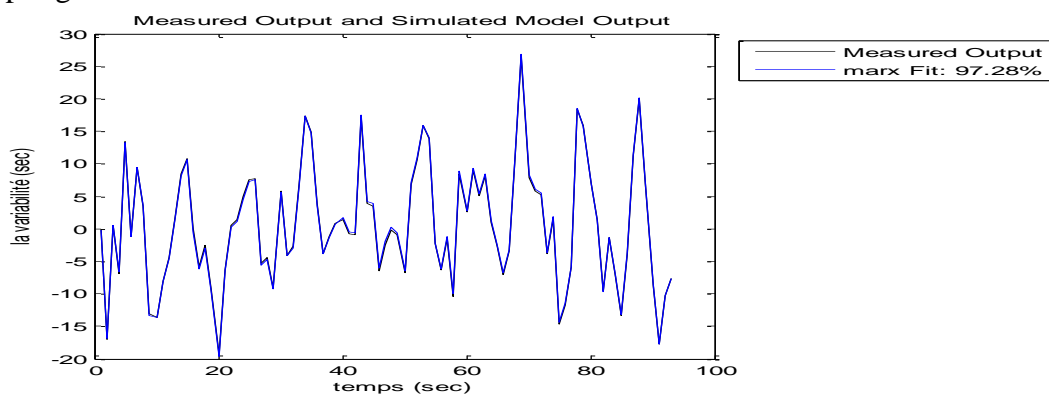


Figure V.14 : la sortie mesurée et la sortie du modèle ARX. Avec le pourcentage d'identification (série QTVd'un enregistrement 109).

V.6 Interprétation:

L'application du modèle ARX sur neuf enregistrement des séries HRV et QTV de la base de données MIT BIH montre la puissance de cet algorithme dans l'identification d'un signal mesurée (signal original) et un signal simulée (sorties du modèle ARX), il apparut clairement que le pourcentage d'identification dans la plupart des cas étudiés s'étend de 97.22 % à 99.94%, de même les valeurs obtenus sur la fonction de déperdition et la FPE justifié la précision avec la quel les séries HRV et QTV peuvent être modélisés par Le model ARX

V.7 Conclusion:

Une étude de modélisation des séries HRV et QTV a été présentée. Les résultats obtenus ont montrés l'efficacité du model ARX, dans la modélisation de ce type de signaux. Cette efficacité a été traduite par le pourcentage d'identification obtenu et qui s'étend de 96.26% et 99.94% et par les valeurs des coefficients d'Akaick FPE (l'erreur de prédiction final), et la fonction du coût qui dépendent de type du signal.

Les équations non linéaires qui caractérisent chaque signal sont différents sauf pour le cas des signaux qui se ressemblent, on a trouvé que les coefficients de ces équations sont approximativement les mêmes.

Conclusion générale

Les maladies cardio-vasculaires sont toujours à notre époque une cause majeure de la mortalité. Il convient alors d'associer la recherche en traitement du signal au médical pour comprendre les causes de ces troubles et y apporter des solutions.

Le présent travail de l'analyse et la modélisation des signaux de la variabilité de la fréquence cardiaque et la variabilité de l'intervalle QT correspondent à l'activité ventriculaire.

Ce mémoire commence par un aperçu sur l'anatomie du cœur et son activité électrique.

On a cité les différents types des maladies cardiaques et leurs caractéristiques qui se diffèrent d'une maladie à une autre (la largeur du complexe QRS, les amplitudes des différentes ondes...etc).

Puis on a entamé la partie de l'analyse de la variabilité de la fréquence cardiaque et l'intervalle QT.

On a commencé par une détection des pics R en vue de mesurer le rythme cardiaque RR.

La détection des pics R nécessite un filtrage avant toute analyse, en effet les signaux ECG de la base de donnée MIT-BIH sont contaminés avec différentes sources de bruit.

L'algorithme proposé pour la détection des pics R est basé sur la prédiction linéaire et le seuil adaptatif. Les résultats obtenus sont comparés aux résultats de l'algorithme de Tompkins, M.J.Vaessen, et REN-GUEY LEL.

Deux autres algorithmes sont proposés pour la détection de l'intervalle QT.

Le premier algorithme permet de détecter le début et de la fin du complexe QRS, il est basé sur la dérivée seconde et le filtrage passe bas de type réponse impulsionnelle infinie (RII), cet algorithme permet de donner des informations sur le signal ECG et sur la largeur du complexe QRS.

Le deuxième algorithme permet de détecter les ondes T et la fin de l'onde T.

La détection des ondes T a été faite par un simple fenêtrage à partir de la position des pics R (l'algorithme de détection des R).

Cette fenêtre augmente et diminue en fonction de la fréquence cardiaque, les résultats obtenus montre la puissance de cet algorithme.

La détection de la fin de l'onde T est basée sur la seconde dérivée du signal obtenu.

Après la détection, une analyse fréquentielle et temporelle sont faite pour trouver la relation entre la variabilité du rythme cardiaque et la variabilité de l'intervalle QT.

L'analyse fréquentielle est basée sur la mesure de la densité spectrale DSP de chaque série (HRV et QTV) par la méthode de periodogramme et la méthode de Welch. Les meilleurs résultats sont obtenus par la méthode de Welch compte tenu on a obtenus une meilleure résolution spectrale. On a extraire les informations sur les amplitudes dans des bandes fréquentielles basse fréquence et haute fréquence.

Ces bandes fréquentielles sont d'un intérêt diagnostic important. En effet on a trouvé des relations avec le système nerveux autonome, le système nerveux sympathique correspond à la composante fréquentielle LF et le système nerveux parasympathique correspond a la composante fréquentielle HF.

Pour trouver le lien entre ces systèmes nerveux avec la variabilité de la fréquence cardiaque et la variabilité de l'intervalle QT, on a calculé la fonction d'autocorrelation. L'interprétation des résultats est déjà illustrée dans ce mémoire.

Ainsi une modélisation de la variabilité des intervalles RR et QT est faite par le modèle d'identification ARX. Les résultats obtenus ont montrés l'efficacité du model ARX dans la modélisation de e type de signaux. Cette efficacité a été traduite par le pourcentage de l'identification obtenu et par les valeurs des coefficients d'Akaik FPE et la fonction du coût.

Les résultats obtenus par cette modélisation sont intéressant en perspective pour quantifier l'interaction entre le rythme cardiaque et l'intervalle QT par une approche linéaire et dynamique.