

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique



Université Abou Bekr Belkaid
FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT DE GENIE BIOMEDICAL
LABORATOIRE DE RECHERCHE EN GENIE
BIOMEDICAL



THÈSE

Pour obtenir le titre de
Docteur en Génie Biomédical
De l'université de Tlemcen, Faculté de Technologie
Spécialité : "Electronique Biomédicale"

Présentée par

BACHIR M'HAMED SAADI

**L'évaluation de l'influence de la respiration sur le rythme cardiaque
et les paramètres du signal Electrocardiogramme (ECG)**

Soutenue en mars 2017 devant le jury composé de :

M. BEREKSI-REGUIG Fethi

Président

Professeur, Université Abou-Bekr Belkaid de Tlemcen

M. HADJ SLIMANE Zine-Eddine

Directeur de Thèse

Professeur, Université Abou-Bekr Belkaid de Tlemcen

M. RAHMOUNE Abdellatif

Examineur

Professeur, Université de Sidi Belabbès

M. DEBBAL Sidi Mohammed

Examineur

Professeur, Université Abou-Bekr Belkaid de Tlemcen

Dedicace

Je remercie en premier le dieu qui m'a donnée la force et le courage de continue mes etudes.

Je dedier ce travail en deuxième à ma mère qui m'a encourage, aider, financer, supporter de faire toutes mes recherches. Je cite aussi m'a famille (Zakaria, Naima, Tassadit, Tayeb, Hafid, Nabile, Massi)

Tous mes amies qui mon aider Oussama, Mostapha, Hicham et tous ce qui j'ai oublie ou participe de près ou de loin.

Remerciement

Nous remercions ALLAH le Tout-puissant de nous avoir donné le courage, la volonté et la patience de mener à terme le présent travail.

Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde gratitude à monsieur le professeur HADJ SLIMANE Zine-Eddine pour avoir encadré et dirigé mes travaux de recherche, et pour le soutien apporté et la confiance accordée durant ces années de doctorat en étant toujours disponible et encourageant. Ses conseils, sa rigueur scientifique et ses valeurs humaines m'ont bien guidée.

Je tiens aussi à remercier Monsieur BEREKSI REGUIG Fethi professeur à l'université de Tlemcen et le directeur de laboratoire de recherche Génie Biomédical (GBM) qui m'a fait l'honneur de présider ce jury. J'ai découvert aussi grâce à lui le monde de la recherche dans les meilleures conditions.

Je remercie vivement les membres du jury: Monsieur RAHMOUNE Abdellatif professeur à l'université de Sidi Belabbès et Monsieur DEBBAL Sidi Mohammed professeur à l'université de Tlemcen qui ont accepté de faire partie des membres de jury.

SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE.....	1
Chapitre I : Anatomie cardio-respiratoire	
I.1. Introduction.....	3
I.2. Anatomie du cœur.....	3
I.2.1. La genèse de signal électrocardiogramme.....	5
I.2.1.1. Potentiel d'action.....	5
I.2.1.2. Propagation de l'influx électrique.....	6
I.3. Le dipôle électrique dans le cœur.....	7
I.4. Le signal électrocardiogramme (ECG).....	8
I.4.1. Les ondes : P, QRS, T.....	8
I.4.2. Les caractéristiques fréquentielles de l'ECG.....	9
I.4.3. Les intervalles de l'ECG.....	10
I.4.4. Le rythme cardiaque.....	10
I.5. Anatomie respiratoire.....	11
I.5.1. Structure du système respiratoire.....	11
I.5.2. La mécanique ventilatoire.....	12
I.5.3. La pression dans la cavité respiratoire.....	12
I.5.4. Compliance du système respiratoire.....	13
I.5.5. La relation volume-pression du système respiratoire.....	14
I.6. La relation cœur-respiration.....	15
I.7. Conclusion.....	17
Chapitre II : Étude et réalisation d'une carte d'acquisition du signal Électrocardiogramme en vue de créer une base de données médicale	
II.1. Introduction.....	18
II.2. Présentation de la chaîne de mesure du signal électrocardiogramme.....	19

II.2.1. Amplificateur d'instrumentation.....	19
II.2.1.a. Premier étage.....	20
II.2.1.b. Deuxième étage.....	21
II.2.1.c. Circuit de l'électrode du pied droit.....	23
II.2.1.d. La résistance variable.....	24
II.2.1.e. Paramètres de l'amplificateur différentiel.....	24
II.2.2. Traitement analogique du signal ECG.....	25
II.2.2.1. Cellules de base du 1 ^{er} ordre.....	25
II.2.2.2. Filtre de Sallen Key.....	26
II.2.3. Conversion analogique numérique du signal ECG via la carte Arduino Uno.....	27
II.3. Création de la base de données médicale.....	28
II.3.1. Enregistrement du signal ECG.....	28
II.3.2. Détection des paramètres du signal ECG en vue de les annoter.....	29
II.3.3. Réalisation d'une interface graphique pour l'acquisition et la détection des paramètres du signal électrocardiogramme.....	30
II.4. Conclusion.....	31
 Chapitre III : L'étude de l'influence de la respiration sur le rythme cardiaque et les paramètres du signal Electrocardiogramme (ECG)	
III.1. Introduction.....	32
III.2. Extraction des paramètres du signal ECG et du signal respiratoire.....	34
III.2.1. Détection des positions de l'onde R, du début et de la fin du complexe QRS.....	36
III.2.2. Détection de la position R_Q et la position R_S	36
III.2.3. Mesure de l'énergie des complexes QRS et du signal respiratoire.....	37
III.2.4. Corrélation entre les deux énergies (E_{QRS} et ER_{QRS}) et corrélation entre l'HRV et l' ER_{QRS}	37
III.3. Test de l'algorithme sur la base de données Apnea-ECG.....	39
III.3.1. L'effet de l'énergie respiratoire sur l'énergie de complexe QRS.....	39
III.3.2. L'effet de l'énergie respiratoire sur la variation de rythme cardiaque HRV.....	44
III.4. Discussion des résultats.....	49
III.5. Conclusion.....	51

Chapitre IV : Extraction du signal respiratoire à partir du signal électrocardiogramme (ECG)

IV.1. Introduction.....	52
IV.2. Travaux réalisés sur l'extraction du signal respiratoire à partir du signal ECG.....	53
IV.3. Description des méthodes proposées.....	54
IV.3.1. Détection des paramètres du signal ECG.....	55
IV.3.2. Mesure des intervalles du signal ECG pour l'estimation du signal respiratoire (1 ^{er} méthode)	56
IV.3.3. Estimation du signal respiratoire en utilisant l'énergie du complexe QRS (deuxième méthode)	58
IV.3.4. Analyse du signal ECG en utilisant l'ondelette chapeau Mexicain pour la l'estimation du signal respiratoire (troisième méthode)	59
IV.3.5. Estimation du signal respiratoire en s'inspirant des trois méthodes proposées.....	63
IV.4. Application des quatre méthodes sur des signaux ECG réels.....	64
IV.5. Conclusion.....	69

Chapitre V : Analyse du signal ECG et du signal respiratoire en vue d'une classification : Application à la biométrie

V.1. Introduction.....	70
V.2. Les deux principales étapes de la biométrie.....	71
V.2.a. La phase enrôlement.....	71
V.2.b. La vérification.....	72
V.3. Description de la méthode utilisée.....	72
V.3.1. Reconstruction du signal respiratoire à partir du signal ECG.....	73
V.3.2. Extraction des paramètres du signal ECG et du signal respiratoire.....	73
V.3.3. Réseau neuronal pour la classification.....	74
V.3.4. Algorithme d'apprentissage: Levenberg-Marquardt.....	75
V.3.5. Protocole.....	76
V.4. Résultats et discussion.....	77
V.5. Conclusion.....	79

CONCLUSION GENERALE

BIBLIOGRAPHIE

Table des figures

Figure I.1 : Anatomie interne et les périphériques de cœur.....	2
Figure I.2 : les tuniques cardiaques.....	5
Figure I.3 : Les cinq phases du potentiel d'action	6
Figure I.4 : Parcours du signal électrique cardiaque.....	7
Figure I.5 : Schéma enregistré par une électrode placée en bas du septum ventriculaire.....	8
Figure I.6 : la concordance entre l'ECG et le potentiel d'action.....	9
Figure I.7 : les différents segments et intervalles d'un signal ECG.....	10
Figure I.8 : Structure du système respiratoire.....	11
Figure I.9 : les trois cas de la compliance pulmonaire statique.....	13
Figure I.10 : les deux cas de la compliance dynamique.....	14
Figure I. 11 : courbes pression-volume du système respiratoire.....	15
Figure I.12 : Variations de la veine cave supérieure en normo et hypovolémie lors de la mise sous ventilation en pression positive.....	16
Figure I.13 : Les effets de la respiration sur le signal ECG.....	17
Figure II.1 : schéma bloc de la chaîne de mesure d'un électrocardiogramme.....	19
Figure II.2 : Amplificateur d'instrumentation avec le circuit intégré TL084ACN.....	20
Figure II.3 : Premier étage comportant deux amplificateurs opérationnels.....	20
Figure II.4 : Deuxième étage comportant un amplificateur opérationnel.....	21
Figure II.5 : Circuit de l'électrode du pied droit.....	23
Figure II.6 : La résistance variable de contraste.....	24
Figure II.7 : Filtre passe-haut passif.....	25
Figure II.8: Filtre de Sallen Key.....	26
Figure II.9 : La réponse fréquentielle de filtre passe-bas à la température 27°C.....	27

Figure II.10 : Synoptique d'une carte Arduino uno.....	28
Figure II.11 : Les différentes étapes d'enregistrement du signal ECG.....	28
Figure II.12 : Interface d'acquisition et de détection en temps réel des paramètres du signal ECG... 31	
Figure III.1 : L'aspect normal d'un signal ECG normal.....	33
Figure III.2 : Signal ECG enregistré simultanément avec un signal respiratoire.....	34
Figure III.3 : Schéma bloc de l'algorithme de corrélation entre E_{QRS} et ER_{QRS}	35
Figure III.4 : Schéma bloc de l'algorithme de corrélation entre l'HRV et l' E_{resp}	35
Figure III.5 : La projection des points Q et S sur le signal respiratoire et calcul de l'énergie ER_{QRS} ...	36
Figure III.6 : Série réelle simultanée des énergies des complexes QRS et du signal respiratoire ainsi que le diagramme de dispersion correspondant. Le coefficient de corrélation de Pearson et de Spearman est calculé pour l'enregistrement A01erm.....	40
Figure III.7 : Série réelle simultanée des énergies des complexes QRS et du signal respiratoire ainsi que le diagramme de dispersion correspondant. Le coefficient de corrélation de Pearson et de Spearman est calculé pour l'enregistrement A02erm.....	40
Figure III.8 : Série réelle simultanée des énergies des complexes QRS et du signal respiratoire ainsi que le diagramme de dispersion correspondant. Le coefficient de corrélation de Pearson et de Spearman est calculé pour l'enregistrement A03erm.....	41
Figure III.9 : Série réelle simultanée des énergies des complexes QRS et du signal respiratoire ainsi que le diagramme de dispersion correspondant. Le coefficient de corrélation de Pearson et de Spearman est calculé pour l'enregistrement A04erm.....	41
Figure III.10 : Série réelle simultanée des énergies des complexes QRS et du signal respiratoire ainsi que le diagramme de dispersion correspondant. Le coefficient de corrélation de Pearson et de Spearman est calculé pour l'enregistrement B01erm.....	42
Figure III.11 : Série réelle simultanée des énergies des complexes QRS et du signal respiratoire ainsi que le diagramme de dispersion correspondant. Le coefficient de corrélation de Pearson et de Spearman est calculé pour l'enregistrement C01erm.....	42
Figure III.12 : Série réelle simultanée des énergies des complexes QRS et du signal respiratoire ainsi que le diagramme de dispersion correspondant. Le coefficient de corrélation de Pearson et de Spearman est calculé pour l'enregistrement C02erm.....	43

Figure III.13 : Histogramme des coefficients de corrélation de Pearson et de Spearman pour chaque enregistrement.....	44
Figure III.14 : Diagramme de dispersion (scatter plot) de l'enregistrement a01erm.....	45
Figure IV.1 : Schéma bloc de l'algorithme proposé.....	55
Figure IV.2 : Exemple d'une détection des ondes PQRST du signal ECG.....	56
Figure IV.3 : Processus de lissage.....	58
Figure IV.4 : Ondelette chapeau mexicain.....	59
Figure IV.5 : Le signal ECG est décomposé avec un filtre passe-bas en approximations et d'un filtre passe-haut en détails.....	60
Figure IV.6 : Coefficients calculés au niveau $j + 1$ à partir des coefficients du niveau j	61
Figure IV.7 : Structure des coefficients pour le niveau $j=3$	61
Figure IV.8 : Représentation des spectres de fréquence pour les signaux d'approximation.....	62
Figure IV.9 : Organigramme pour l'estimation du spectre de fréquence (troisième méthode).....	63
Figure IV.10 : Résultats du processus de normalisation pour les trois premières méthodes EDR proposée.....	64
Figure IV.11 : Résultat de l'estimation du signal respiratoire (enregistrement fly01).....	66
Figure IV.12 : Résultat de l'estimation du signal respiratoire (enregistrement flo01).....	67
Figure IV.13 : Résultat de l'estimation du signal respiratoire (enregistrement flo02).....	68

Figure V.1: Exemple d'un signal ECG et signal respiratoire avec les notations standards.....	71
Figure V.2 : Schéma bloc descriptif de la méthode proposée.....	72
Figure V.3 : Les différents paramètres extraits du signal ECG et du signal respiratoire dérivé du signal ECG.....	73
Figure V.4 : Performance du classifieur utilisé.....	77

Liste des Tableaux

Tableau III.1 : Les coefficients de corrélation de Pearson et de Spearman pour chaque enregistrement	44
Tableau III.2 : Les coefficients de corrélation de Pearson pour chaque enregistrement (Séquence normale et apnée).....	48
Tableau IV.1 : Résultats obtenus par les quatre méthodes proposées et les méthodes AICA, APCA et KPCA.....	65
Tableau V.1 : Les différents paramètres extraits du signal ECG et du signal respiratoire qui seront utilisés comme paramètres d'entrées du classifieur.....	74
Tableau V.2 : Comparaisons d'époques d'apprentissage pour les différentes MLP utilisées.	75
Tableau V.3 : Les différents signaux ECG utilisés en apprentissage et en test.	76
Tableau V.4: Vérification du système de performance métrique et du taux de reconnaissance pour chaque réseau.....	78

Résumé. L'étude simultanée de l'électrocardiogramme (ECG) et du signal respiratoire est très importante pour faciliter le diagnostic cardio-respiratoire. Le principal objectif de la présente étude est de quantifier la relation entre la variabilité du rythme cardiaque et la respiration en cas d'apnée du sommeil. Une analyse statistique de l'influence du signal respiratoire sur l'énergie du complexe QRS est également présentée. Ces relations sont évaluées à l'aide des coefficients de corrélation de Pearson et de Spearman. Les différents tests ont été effectués sur la base de données Apnea-ECG, disponible gratuitement chez Physionet. Les différents tests sont également effectués sur différents groupes de signaux ECG obtenus de volontaires avec des sujets de différents âges et sexes en utilisant un circuit électronique directement connecté à l'individu. Quatre nouvelles méthodes sont aussi présentées pour l'estimation des signaux de respiration dérivés de l'ECG. Le signal ECG ainsi que le signal respiratoire dérivé du signal ECG seront ensuite utilisés pour l'authentification biométrique des individus.

Mots clés: Electrocardiogramme, Signal respiratoire, Apnée du sommeil, variabilité du rythme cardiaque, Corrélation, Signal respiratoire dérivé du signal ECG; Biométrie, Authentification.

Abstract. Simultaneously study of the Electrocardiogram (ECG) and respiratory signals is very important to aid cardio-respiratory diagnosis. The aim of the present study is to quantify the relationship between heart rate variability and respiration in case of sleep apnea. A statistical analysis of the influence of the respiratory pattern on the QRS complex energy is also presented. These relations are evaluated by using Pearson's and Spearman's correlation coefficients. The various tests were performed on Apnea-ECG database, freely available at Physionet. Tests were also performed on different groups of ECG signals obtained from volunteers with subjects of different ages and sexes using an electronic circuit directly connected to the individual. Also four new methods are presented for ECG-derived respiration signal estimation. Both ECG and ECG-derived respiration signals will be used for biometric authentication.

Keywords: Electrocardiogram, Respiratory signal, Apnea, heart rate variability, Correlation, ECG-derived respiration signal (EDR); Biometrics, Authentication.

ملخص. الدراسة المتزامنة لإشارات تخطيط القلب والجهاز التنفسي مهمة جدا لمساعدة تشخيص أمراض القلب والجهاز التنفسي. الهدف من هذه الدراسة هو تحديد العلاقة بين التغير في معدل ضربات القلب والتنفس في حالة توقف التنفس أثناء النوم. وقد قدم أيضا تحليل إحصائي لتأثير نمط التنفس على طاقة QRS. يتم تقييم هذه العلاقات باستخدام معاملات الارتباط بيرسون وسبيرمان. وقد أجريت الاختبارات المختلفة على قاعدة بيانات توقف التنفس أثناء تخطيط القلب، وهي متاحة بحرية في Physionet. وأجريت الاختبارات أيضا على مجموعات مختلفة من إشارات ECG تم الحصول عليها من المتطوعين من مختلف الأعمار والجنسين باستخدام الدوائر الإلكترونية مبروطة مباشرة مع الفرد. كما تم عرض أربعة أساليب جديدة لاشتقاق ECG من إشارة التنفس. وقد تم استخدام إشارات تخطيط القلب والتنفس في التطبيقات البيومترية.

كلمات البحث: تخطيط القلب، إشارة الجهاز التنفسي، توقف التنفس أثناء النوم، تقلب معدل ضربات القلب، الارتباط، إشارة التنفس المستمدة إشارات تخطيط القلب، البيوميترية، التوثيق.

INTRODUCTION GENERALE

L'électrocardiogramme (ECG) représente l'activité électrique du cœur. Il regroupe trois paramètres importants P, QRS, T qui caractérisent l'activité cardiaque, et un quatrième paramètre d'importance non encore identifié l'onde U.

La respiration est un processus physiologique. Il représente l'échange d'oxygène et de dioxyde de carbone entre les tissus du corps et l'atmosphère. La plupart des variations physiologiques de la fréquence cardiaque sont dues principalement à la respiration. Beaucoup d'études ont été menées sur l'influence du mouvement respiratoire sur la forme du signal Electrocardiogramme (ECG). On peut mentionner en particulier celles de Einthoven et al. (1950). Roscoe et al. (1992) ont fait une étude sur les facteurs influant sur la fréquence cardiaque et le rythme respiratoire en aéronautique. Pépin et al. (2009) ont proposé de nouvelles techniques pour le diagnostic de l'apnée du sommeil à l'aide d'un dispositif Holter ECG en intégrant la pression nasale.

Plusieurs travaux sont proposés dans la littérature pour l'analyse de l'effet de la respiration sur le signal ECG. Noriega et al. (2010) ont présenté une étude dont le but est d'analyser l'influence de l'effet mécanique de la respiration sur la délimitation de l'onde T du signal ECG.

Pitzalis et al. (1998) ont pu déterminer les relations entre les oscillations de la pression artérielle systolique et la fréquence cardiaque à différentes fréquences respiratoires et d'étudier le rôle de la contribution sympathique à cette relation.

L'objectif de ce présent travail est d'étudier l'influence de la respiration sur le rythme cardiaque et les paramètres du signal Electrocardiogramme (ECG).

Dans le premier chapitre, nous ferons une présentation au préalable de l'électrophysiologie cardiaque et du signal respiratoire, où les concepts de base du système cardio-respiratoire seront présentés.

Une partie des signaux traités dans le cadre de cette thèse ont été obtenus de la base de données Apnea-ECG de PhysioNet disponible gratuitement sur le Web

(*PhysioBank database*, 2016 ; Goldberger et al, 2000). Des signaux ECG de bonne qualité ont été obtenus après réalisation d'une carte d'acquisition. L'objectif est de réaliser une base de données médicale de signaux normaux et pathologiques. Cela va nous aider à tester nos algorithmes sur nos propres signaux sans avoir recours à d'autres bases de données. La description détaillée de la chaîne de mesure du signal ECG réalisée sera faite dans le chapitre II.

Une exploration sera faite sur les relations existantes entre les énergies ; énergie du complexe QRS et énergie du signal respiratoire ainsi que le rythme respiratoire. On essaie ainsi de comprendre si ces énergies sont corrélées ou pas et aussi de comprendre la signification et l'origine de chaque relation existante entre eux. Cela nous amène à faire la différence entre arythmies causées par une maladie cardiaque et l'arythmie causée par la respiration suite à une pression thoracique. Une analyse statistique sera ensuite menée pour quantifier la relation linéaire existante entre le HRV (la variation de la fréquence cardiaque) et l'énergie respiratoire, cela constitue l'objet du chapitre III.

Dans le chapitre IV, quatre nouvelles méthodes seront proposées pour extraire le signal respiratoire de l'électrocardiogramme ECG. La première méthode que nous avons mise en place est basée sur des mesures d'intervalle du signal ECG. La deuxième est basée sur la mesure de l'énergie de complexe QRS. La troisième méthode proposée est un procédé de transformation en ondelettes, en fonction de l'ondelette chapeau Mexicain pour estimer le signal respiratoire. Enfin, nous proposons une quatrième méthode d'estimation du signal respiratoire en combinant les trois premières méthodes proposées. Les quatre algorithmes proposés seront comparés à trois autres travaux récemment publiés à savoir : Analyse de composants indépendants adaptés (AICA), analyse de composantes principales adaptée (APCA) et analyse des composantes principales du noyau (KPCA) (Tiinanen et al., 2015).

Enfin, dans le cinquième chapitre, un système d'authentification basé sur les paramètres du signal ECG et du signal respiratoire dérivé du signal ECG est conçu. L'avantage de la méthode proposée est d'extraire les informations à partir d'un seul signal. L'algorithme utilisé pour l'extraction du signal respiratoire du signal ECG est celui décrit dans le chapitre IV. La méthode proposée a été testée sur des enregistrements obtenus auprès de volontaires ayant des âges et des sexes différents.

Chapitre I : Anatomie cardio-respiratoire

I.1. Introduction

L'électrocardiogramme (ECG) représente l'activité électrique de cœur. Le tracé correspondant est l'électrocardiographie, tracé bidimensionnel qui représente les variations du potentiel électrique propagé dans les différents points du corps par le cœur en activité. La dépolarisation et la repolarisation des cellules musculaires du cœur nous permettent de construire le signal électrique propre au mouvement du cœur qui se nomme l'électrocardiogramme. Ce signal est construit des ondes PQRST et des zones de repos. La durée du rythme cardiaque pour un sujet normal varie entre 60 à 80 battements/second.

La respiration est l'échange gazeux entre l'intérieur et l'extérieur du corps. Ce phénomène est réalisé par un mouvement mécanique qu'on appelle la ventilation pulmonaire ou la respiration dont le principe est le diaphragme. Le signal respiratoire est en quelque sorte l'activité électrique du diaphragme correspondant à l'inspiration et à l'expiration qui provoque les échanges gazeux. Pour chaque mouvement, un volume pulmonaire injecté ou extrait des poumons cause une variation de pression dans le thorax et l'abdomen. Le mouvement du diaphragme nous donne un signal respiratoire qui porte les paramètres respiratoires. Le rythme respiratoire est généralement de 12/20 mouvements par minute.

Dans ce chapitre, on s'intéresse à l'anatomie du système cardio-respiratoire et la relation entre la respiration et le cœur.

I.2. Anatomie du cœur

Le cœur se situe près du centre de la cavité thoracique, entre le sternum et la colonne vertébrale. Le cœur est constitué de deux parties, chaque partie contient deux cavités ou chambres (deux oreillettes et deux ventricules), les oreillettes et les ventricules sont séparés par des valves (CHUM, 2007).

- Oreillette droite : reçoit le sang provenant de la veine cave supérieure, la veine cave inférieure et le sinus coronaire et le transmet au ventricule droit.

- Oreillette gauche : reçoit le sang provenant des veines pulmonaires et le transmet au ventricule gauche.
- Ventricule droit : reçoit le sang de l'oreillette droite et le transmet aux poumons.
- Ventricule gauche : reçoit le sang de l'oreillette gauche et le transmet au système.
- Valvules : conduisent le sang dans une seule direction. Il existe deux types de valvules; auriculo-ventriculaires (Valve tricuspide) qui séparent les oreillettes des ventricules et artériels (Valve mitrale ou bicuspide) qui séparent les ventricules des artères (CHUM, 2007).

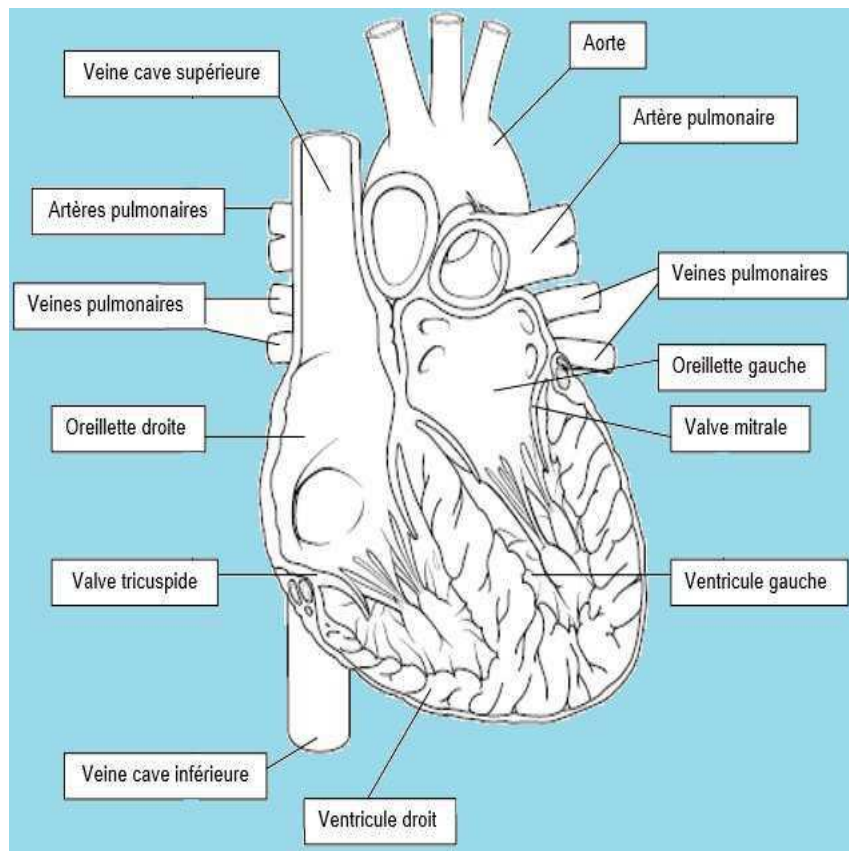


Figure I.1 : Anatomie interne et les périphériques de cœur (CHUM, 2007).

En plus des chambres hémodynamiques, le cœur comporte les tuniques du cœur qui composent les parties essentielles du cœur :

- Endocarde : mince membrane tapissant l'intérieur des quatre cavités cardiaques.
- Myocarde : Tissu musculaire du cœur.
- Épicarde : Tunique externe du cœur.

- Péricarde : C'est l'enveloppe externe du cœur. Se compose de deux couches : le péricarde fibreux et le péricarde séreux.
- Espace péricardique : Espace de quelques millilitres qui contient le liquide péricardique (Cabasson, 2008).

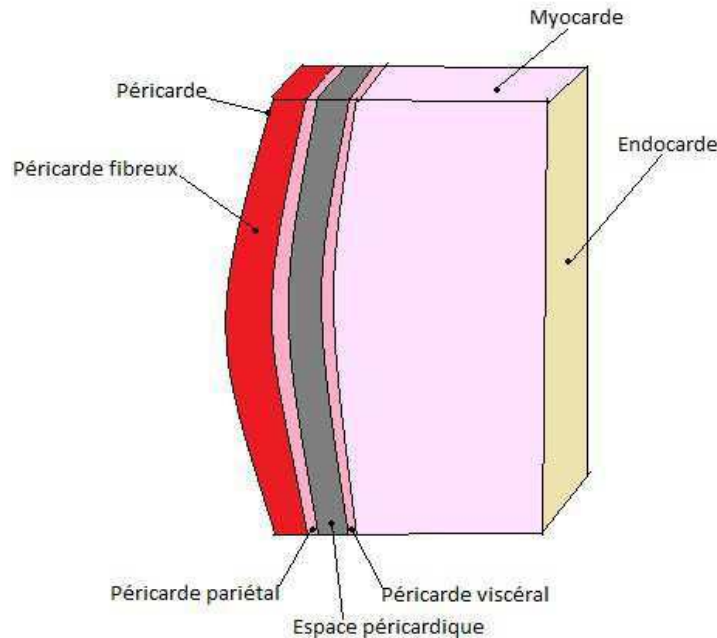


Figure I.2 : les tuniques cardiaques.

I.2.1. La genèse de signal électrocardiogramme

Comme tous les muscles du corps humain, le cœur est un muscle qui se contracte par la propagation d'une impulsion électrique générée par le nœud sinusal. Cette impulsion qui traverse les oreillettes pour arriver aux ventricules s'appelle le potentiel d'action.

I.2.1.1. Potentiel d'action

Le potentiel d'action est créé par une différence de potentiel électrique d'une part, d'autre part due à la différence de concentration en ion de sodium Na^+ , potassium K^+ , calcium Ca_2^+ et chlorure Cl^- . Au repos, cette différence de potentiel intra et extracellulaire est de l'ordre de -90 mV (Cabasson, 2008). Ainsi le potentiel d'action comprend 5 phases successives présentées sur la figure I.3:

- La phase 0 ou dépolarisation rapide.

- La phase 1 ou début de repolarisation.
- La phase 2 ou plateau.
- La phase 3 ou repolarisation.
- La phase 4 : elle correspond au potentiel de repos.

I.2.1.2. Propagation de l'influx électrique

La stimulation électrique d'une cellule musculaire détermine l'apparition d'une activité électrique suivie d'une activité mécanique. Sous l'effet de la stimulation, les cellules passent à la phase 0, ce qui donne naissance à un courant électrique, qui entraîne la contraction. Puis la phase 3 survient, ramenant les cellules dans leurs états électriques initiaux. La propagation de l'activité électrique est présentée sur la figure I.4. C'est le nœud sinusal, situé dans la partie haute de la paroi intérieure de l'oreillette droite, qui est responsable de l'activité électrique. Structure de 1 centimètre de diamètre à la jonction de la veine cave supérieure et de l'oreillette droite, le nœud sinusal est le "pacemaker" physiologique. Il émet 60 à 100 stimuli par minute en fonctionnement normal, et il est influencé par les systèmes nerveux sympathique et parasympathique (Cabasson, 2008).

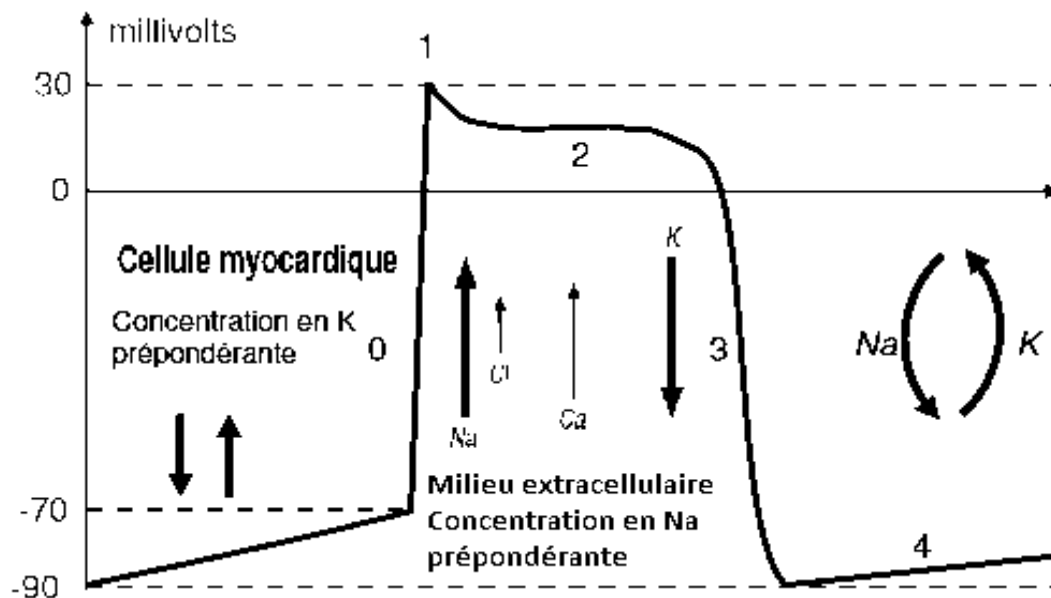


Figure I.3 : Les cinq phases du potentiel d'action : la phase 0 correspond à la dépolarisation de la cellule, la phase 1 au début de la repolarisation, la phase 2 à la repolarisation lente, la phase 3 à la repolarisation rapide, et la phase 4 au repos.

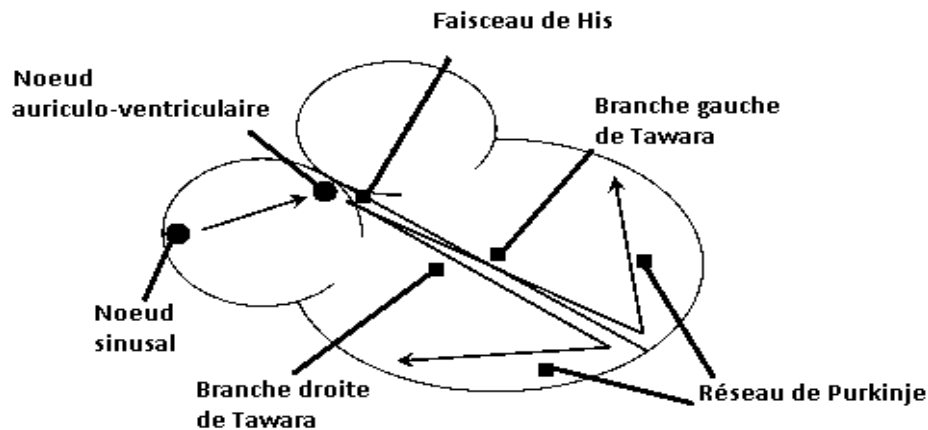


Figure I.4 : Parcours du signal électrique cardiaque.

I.3. Le dipôle électrique dans le cœur

Un cœur au repos est repolarisé ou complètement dépolarisé donnera un enregistrement "nul" ; le tracé correspondant sera la ligne de base où la ligne isoélectrique. Une électrode voyant le front positif se rapprocher enregistrera un signal positif, et à l'inverse si ce front s'éloigne, le signal enregistré est négatif (CHUM, 2007). La progression des ondes à travers le cœur suit le chemin décrit par la figure I.4.

Le signal enregistré par une l'électrode placée en bas du septum ventriculaire, est représenté sur la figure I.5 et est composé de :

- Une onde positive, le signal allant vers l'électrode.
- Un tracé isoélectrique : pas de déplacement de dépolarisation.
- Une onde positive, le signal allant vers l'électrode.
- Une onde négative, le signal s'éloignant de l'électrode.
- Tracé isoélectrique : myocarde au repos.

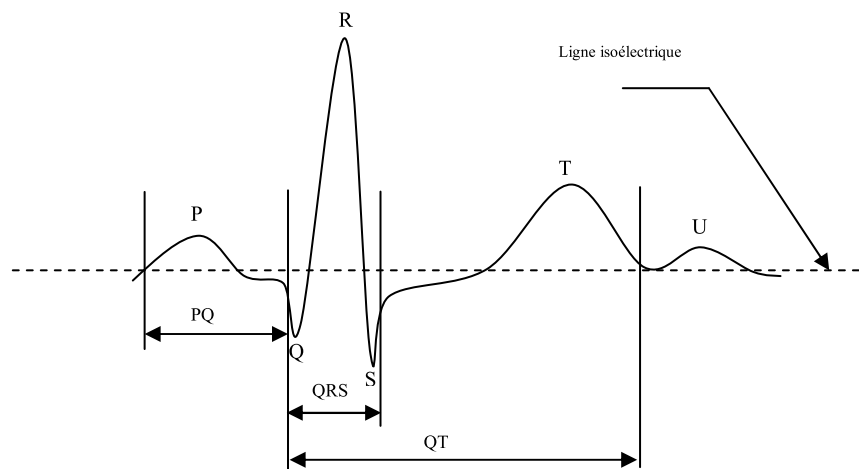


Figure I.5 : Schéma enregistré par une électrode placée en bas du septum ventriculaire.

I.4. Le signal électrocardiogramme (ECG)

I.4.1. Les ondes : P, QRS, T

Chaque période de dépolarisation/repolarisation du cœur correspond à un battement cardiaque de cœur. Sur le plan électrocardiographique, l'enregistrement des différentes ondes : P, Q, R, S, et T est toujours envisagé. Chaque onde de l'ECG représente l'activité électrique d'une partie du cycle cardiaque qui possède une relation avec le potentiel d'action comme représenté sur la figure I.6.

La naissance des différentes ondes relatives au potentiel d'action sont décrites comme suite (Sende, 2009):

- L'onde P commence dans la dépolarisation des oreillettes depuis le nœud sinusal vers le nœud auriculo-ventriculaire.
- Le complexe QRS est la dépolarisation des ventricules.
- L'onde T qui vient directement après l'onde S est la repolarisation des ventricules.

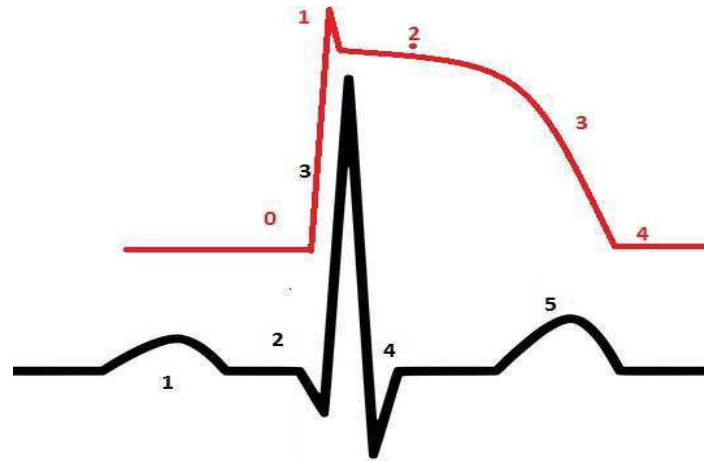


Figure I.6 : la concordance entre l'ECG et le potentiel d'action.

I.4.2. Les caractéristiques fréquentielles de l'ECG

Thakor et al. (1984) présente une analyse spectrale des complexes QRS isolés ainsi que différents bruits. Il a été démontré que les composantes fréquentielles d'un ECG normal ont les caractéristiques suivantes (Bachir et al., 2014 ; Pan et al., 1985):

- La fréquence spectrale de l'ECG s'étend entre une fréquence nulle et environ 100 Hz.
- L'onde P se caractérise par une bande spectrale de basse fréquence entre 0,5 Hz et 10 Hz.
- La bande passante de l'onde T se caractérise sur une bande analogue à celle de l'onde P entre 0,5 Hz et 10 Hz.
- Le complexe QRS possède un contenu fréquentiel bien plus important que les autres ondes de l'ECG. Ses composantes fréquentielles sont entre 10 Hz et 15 Hz.
- Le contenu fréquentiel de la ligne de base et des éventuels artefacts de mouvement se situe entre 0,5 Hz et 7 Hz.

I.4.3. Les intervalles de l'ECG

Les intervalles et segments du plan électrocardiographique, représente la distance entre deux ondes. Ces segments (la figure I.7) sont d'un grand avantage pour l'analyse des paramètres cardiaque (Sende, 2009).

- L'intervalle P-R (ou P-Q) C'est le temps de propagation de l'onde de dépolarisation à travers les oreillettes, le nœud auriculo-ventriculaire, le faisceau de His, le réseau de Purkinje jusqu'aux cellules myocardiques ventriculaires.
- L'intervalle Q-T correspond au temps de systole ventriculaire.
- Le segment S-T correspond à la phase de repolarisation ventriculaire, phase durant laquelle les cellules ventriculaires sont toutes dépolarisées.
- L'intervalle P-P représente le cycle cardiaque.
- L'intervalle R-R sépare les sommets de deux ondes R successives et représente le cycle de repolarisation ventriculaire ou la période cardiaque.

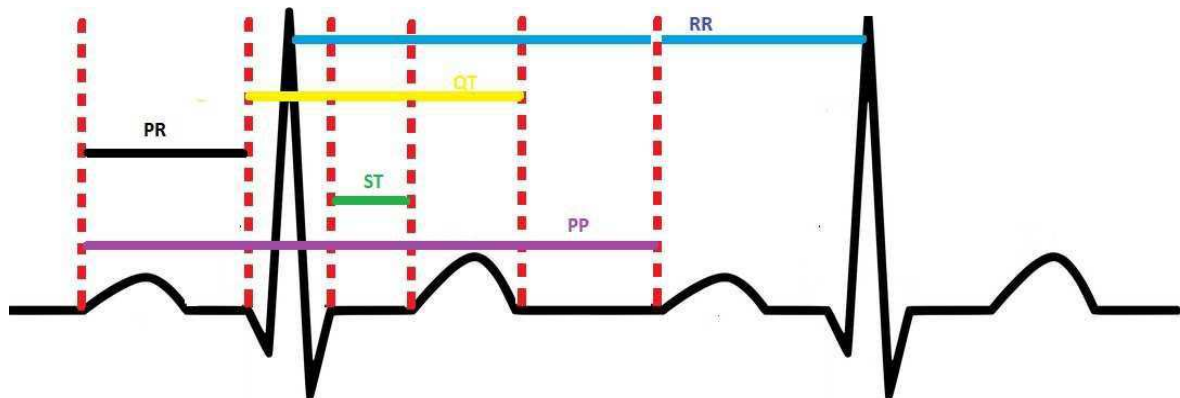


Figure I.7 : les différents segments et intervalles d'un signal ECG.

I.4.4. Le rythme cardiaque

Le rythme cardiaque ou les pulsations cardiaques, est le nombre de battement du cœur par minute. Un rythme cardiaque normal dépend de l'individu, son âge, son corps, sa forme physique, l'état cardiovasculaire, la position de corps, s'il prend ou non des médicaments, la température de l'air et les émotions étant donné que les émotions s'élèvent quand un danger est détecté ou si l'on vit d'autres facteurs de stress. Le rythme cardiaque au repos pour les adultes de 18 ans et plus se situe entre 60 et 100 battements par minute (bpm). Il dépend de la

condition physique d'un individu. Pour les enfants âgés de 6 à 15 ans ; il se situe entre 70 et 100 bpm. Les athlètes et les personnes en excellente condition physique peuvent avoir des rythmes cardiaques à 40 battements par minute. Le rythme cardiaque maximal le plus fréquent est de 173,4 bpm (CHUM, 2007).

I.5. Anatomie respiratoire

Le système respiratoire est composé du nez, de la bouche, le pharynx, le larynx, la trachée, deux bronches primaires (droite et gauche) qui rentre dans les poumons, des bronchioles, des conduits puis des sacs alvéolaires, deux poumons et le diaphragme (figure I.8).

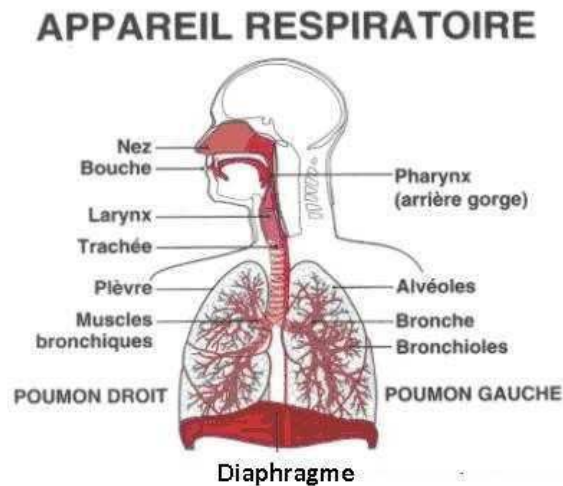


Figure I.8 : Structure du système respiratoire

I.5.1. Structure du système respiratoire (Bayat)

- **Poumons :** Ce sont des organes thoraciques qui contiennent les bronches, les bronchioles et les alvéoles. L'être humain a deux poumons, un gauche présente 2 lobes séparés par une scissure et un droit présente 3 lobes séparés par 2 scissures. Les poumons reposent sur le diaphragme et sont protégés par la cage thoracique.
- **La plèvre :** Elle permet le glissement des feuilles plurales, maintenir la pression négative, défendre les poumons contre les inflammations et les infections.
- **Pharynx :** Il se situe entre le nez et la trachée. Il travaille étroitement avec le larynx pour contrôler l'ouverture et la fermeture de la trachée et de l'œsophage.

- **Larynx** : Il ferme l'accès aux voies respiratoires pendant que la nourriture est envoyée dans le tube digestif.
- **Trachée** : La trachée conduit l'air jusqu'aux bronches. Elle a environ 20 mm de diamètre.
- **Bronches** : Ce sont deux tubes d'environ 12 mm de diamètre qui se dirigent vers la gauche et vers la droite et qui conduisent l'air aux bronchioles dans chaque poumon.
- **Bronchioles** : Ce sont des tubes ramifiés mesurant environ 0,5 mm de diamètre. Les bronchioles conduisent l'air aux alvéoles.
- **Alvéoles** : Minuscules poches d'air d'environ 0,2 mm de diamètre. Les poumons d'un être humain comportent environ 300 millions d'alvéoles. Les échanges gazeux se font dans les alvéoles.
- **Diaphragme** : C'est un organe formé de tissus musculaire. Lorsque le diaphragme se contracte, il provoque l'inspiration de l'air dans le système respiratoire. Lorsqu'il se relâche, l'air est expiré du système respiratoire.

I.5.2. La mécanique ventilatoire

Le poumon est comme un alvéole géant qui se gonfle et se dégonfle à chaque cycle ventilatoire. Le mouvement ventilatoire spontané se fait par des muscles qui soulèvent la cage thoracique. L'augmentation de volume des poumons provoque une dépression qui aspire l'air. Lors de l'inspiration, le diaphragme s'abaisse et pousse les viscères pour permettre aux poumons de grandir. L'expiration est passive mais la respiration est active. La ventilation s'effectue dans la cavité thoracique grâce aux unités fonctionnelles respiratoires, aux voies aériennes, ainsi qu'aux plèvres (Bayet ; West, 2012).

I.5.3. La pression dans la cavité respiratoire

Pendant l'inspiration, la contraction des muscles intercostaux tire les côtes et le sternum vers le haut. Le diaphragme se contracte. La cage thoracique prend ainsi du volume. Les poumons prennent alors aussi du volume. En effet, puisque la plèvre est collée à la paroi interne de la cage thoracique, elle force les poumons à s'étirer. La pression à l'intérieur des poumons est alors plus petite que celle à l'extérieur. C'est pourquoi l'air se dirige vers les poumons. On inspire de l'air. Chaque inspiration permet l'entrée d'environ 0,5 L d'air.

Pendant l'expiration, le relâchement des muscles intercostaux permet aux côtes et au sternum de redescendre. Le diaphragme se relâche, se courbe et remonte. La cage thoracique perd ainsi du volume. Les poumons ont alors un volume plus petit. La pression à l'intérieur des poumons est alors plus grande que celle à l'extérieur. C'est pourquoi l'air se dirige à l'extérieur des poumons. On expire de l'air lors d'une expiration. Les poumons ne se vident pas complètement et il restera toujours une petite quantité d'air appelée volume résiduel, on l'estime à environ 1,2 L (West, 2012 ; Levitzky, 2003).

Avec ces deux mouvements, les mouvements respiratoires permettent de faire varier le volume dans les poumons. Plus le volume est grand, plus la pression dans les poumons sera petite. Plus le volume sera petit, plus la pression dans les poumons sera grande.

I.5.4. Compliance du système respiratoire

La compliance pulmonaire représente l'élasticité du poumon. Elle désigne la capacité du poumon à changer de volume sous l'effet de la pression. La compliance pulmonaire est une courbe irrégulière qui s'accroît au fur et à mesure au gonflement des poumons. La baisse de la compliance pulmonaire implique un plus grand travail ventilatoire.

On distingue deux sortes de compliances dans le système respiratoire, la compliance statique et dynamique (Levitzky, 2003):

- Dans la compliance statique, la pression alvéolaire est égale à la pression mesurée à la bouche. La pression pulmonaire est augmentée dans l'emphysème alors qu'elle est diminuée dans la fibrose interstitielle comme dans la figure I.9.

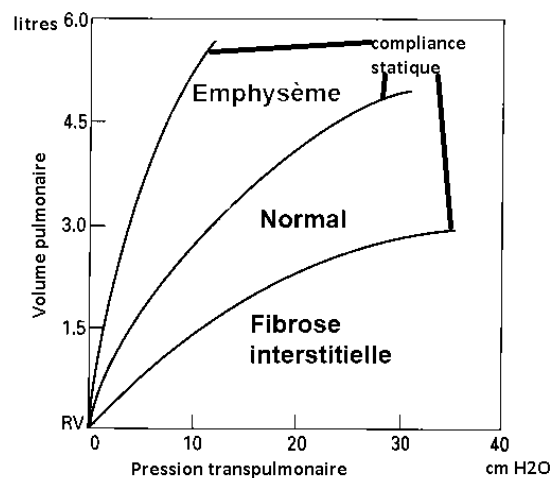


Figure I.9 : les trois cas de la compliance pulmonaire statique.

- La compliance dynamique est due à la respiration. Cette influence peu fréquente est observée lors de la respiration spontanée. On peut souvent observer une variation de la fréquence cardiaque à l'inspiration ou à l'expiration. Le changement de pression dans le thorax est vu avec la variation de l'air dans les poumons. L'augmentation du volume pulmonaire se produit par la contraction des muscles inspiratoires. Ces muscles augmentent la dimension de la cage thoracique dans toutes les directions, on dit dans ce cas qu'il y a un effet de la pression thoracique négative sur la compliance. Par contre, si on a une diminution de volume (une expiration), on dit qu'il y a un effet de la pression thoracique positive sur la compliance. La figure I.10 représente les deux cas de la compliance (Guyton et al., 2006 ; Elain et al., 2012).

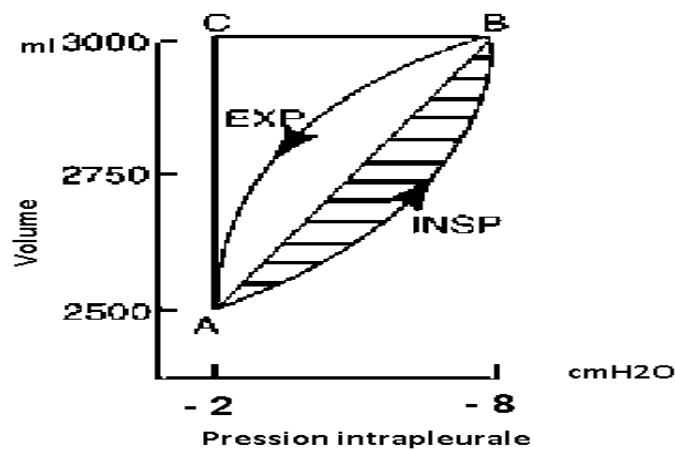


Figure I.10 : les deux cas de la compliance dynamique

I.5.5. La relation volume-pression du système respiratoire

La pression thoracique est issue des forces de friction qui caractérisent le déplacement de chaque partie du système respiratoire, les voies aériennes, le tissu pulmonaire et la paroi thoracique. La relation liant la conductance des voies aériennes au volume gazeux thoracique est une relation linéaire (Elain et al., 2012 ; Caillard et al. 2014).

Une expiration normale, les muscles respiratoires sont au repos, les forces de rétraction pulmonaire et pariétale sont à l'équilibre et agissent en sens inverse. La pression dans les voies aériennes est alors égale à la pression ambiante (Palvéolaire=Patmosphérique). Le volume d'air dans le poumon est appelé capacité résiduelle fonctionnelle.

A chaque niveau de volume, la pression du système respiratoire est la somme des pressions de rétraction du poumon et de la paroi et la pression est inversement proportionnelle à la compliance, donc $Pression = \text{volume} / \text{compliance}$ (Guyton et al., 2006 ; Caillard et al. 2014).

La pression intra-pleurale chez l'adulte varie entre environ moins 4 cm H₂O et moins 8 cm H₂O. Elle varie en fonction de l'inspiration et de l'expiration. La pression négative est maximale durant l'inspiration. Si le système de drainage est en mode aspiratif, pour être efficace, l'aspiration pleurale doit être inférieure à la pression intra-pleurale durant l'ensemble du cycle respiratoire. La figure I.11.a et I.11.b représente la relation entre la pression et le volume respiratoire.

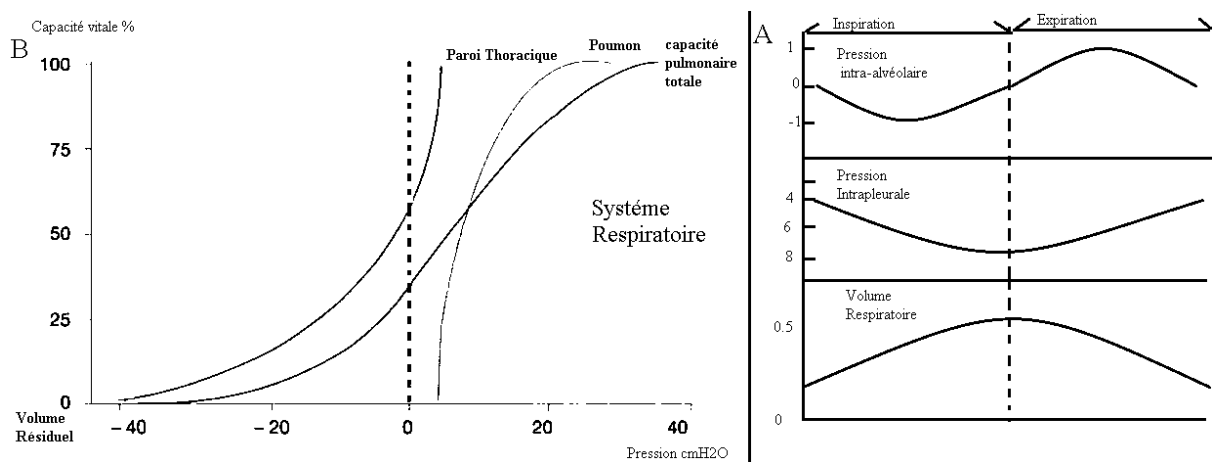


Figure I. 11 : courbes pression-volume du système respiratoire.

I.6. La relation cœur-respiration

Afin de faciliter la compréhension des interactions cœur-poumon, on peut diviser le cœur en deux parties, gauche et droite. Le cœur et les poumons sont situés dans une boîte fermée qui est le thorax et dans lequel règne un système de pression qui s'applique sur les deux organes. Ainsi toutes variations appliquées dans le thorax vont avoir des répercussions en amont du ventricule droit mais aussi en aval du ventricule gauche (Caillard et al. 2014).

Lors de l'inspiration, on note une pression négative intrathoracique qui entraîne une diminution de la pression de l'oreillette droite et donc une augmentation du retour veineux vers le cœur droit. Cette augmentation de la précharge ventriculaire droite induit une augmentation supplémentaire de la précharge cardiaque gauche. Lors de la mise sous ventilation en pression positive, la pression pleurale et la pression transmurale augmentent

induisant une augmentation de la pression de l'oreillette droite, par conséquent une diminution du gradient (pression systémique moyenne- pression de l'oreillette droite) et donc du retour veineux. Ces effets sont causés par la compliance pulmonaire qui va définir l'importance du retentissement de la pression pleurale sur la pression de l'oreillette droite.

Le cœur droit fonctionne dans un système à basse pression. Dans ce cas une augmentation du volume pulmonaire provoque une compression directe des cavités cardiaques droites (Caillard et al. 2014).

Au niveau du cœur gauche, une augmentation de la pression pleurale va causer une diminution de la pression transmurale aortique et par conséquent une diminution de la post charge ventriculaire gauche.

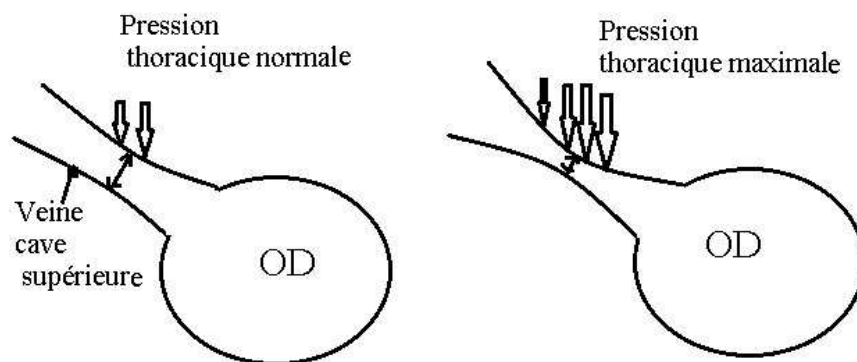


Figure I. 12 : Variations de la veine cave supérieure en normo et hypovolémie lors de la mise sous ventilation en pression positive.

La veine cave supérieure, intrathoracique, est soumise à la pression pleurale. Lorsque la pression pleurale augmente, la pression transmurale de la veine cave supérieure augmente. En cas d'hypovolémie, l'augmentation de la pression transmurale peut aboutir à une diminution du diamètre de la veine cave supérieure, OD oreillette droite (Caillard et al. 2014).

L'augmentation de volume induit un effet de chasse vers l'oreillette gauche et le ventricule gauche responsable de la pression pulsée maximum. L'augmentation de la pression pleurale, en cas de compliance pulmonaire normale, est transmise à l'oreillette droite en augmentant la

Pression de l'oreillette droite. Cela induit une diminution du retour veineux responsable d'une diminution du volume d'éjection systolique du ventricule gauche et donc de la pression pulsée minimum après quelques cycles cardiaques. La figure I. 13 nous montre la variation des battements de cœur avec la variation de la respiration (Caillard et al. 2014).

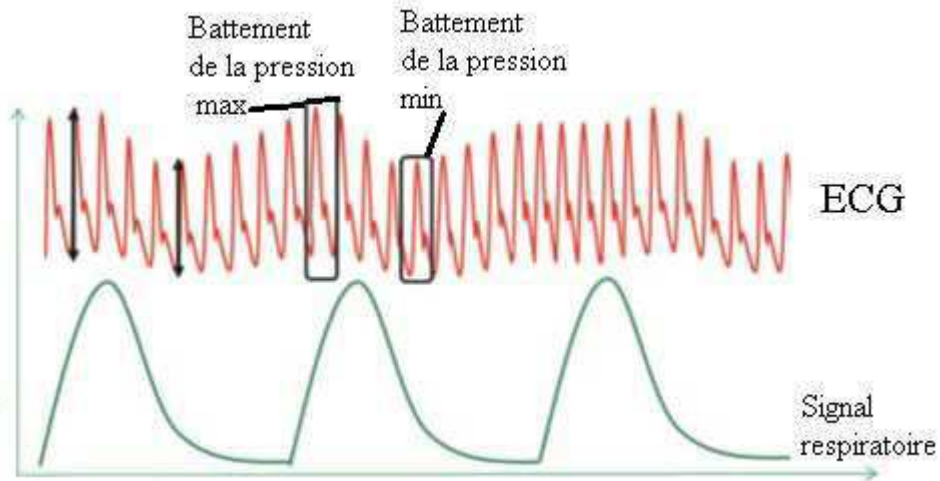


Figure I. 13 : Les effets de la respiration sur le signal ECG.

I.7. Conclusion

Après avoir rappelé les relations anatomique et physiologique entre la respiration et cœur, on va développer des méthodes pour présenter la relation entre le signal respiratoire et le signal ECG. Des méthodes de débruitage pour bien faciliter le diagnostic médical. Une base de données inédite de tracés ECG et respiratoire enregistrés et annotés. Enfin, tous les effets entre les deux signaux seront utilisés pour développer un algorithme de biométrie pour une authentification et une identification.

Chapitre II : Étude et réalisation d'une carte d'acquisition du signal Électrocardiogramme en vue de créer une base de données médicale

II.1. Introduction

Créer une base de données médicales BDM, c'est construire un ensemble structuré et organisé de données médicales pour faciliter leur exploitation dans un but spécifique qui peut être le suivi médical des patients ou dans le cadre de la recherche scientifique.

La création d'une base de données médicale et plus particulièrement de signaux électrocardiographiques, est devenu une nécessité dans le but d'évaluer les différentes méthodes de traitement du signal nouvellement proposées.

Depuis plus d'une décennie, pour évaluer et valider leurs résultats, plusieurs de nos chercheurs au niveau national et local, ont eu recours à une ou deux sources de données médicales, dites universelles, on peut citer par exemple la base de données MIT-BIH. C'est ainsi qu'est apparue l'idée de créer une nouvelle base de données regroupant différents cas normaux et pathologiques.

Dans ce chapitre, nous allons présenter les différentes étapes qui nous ont amené à la création de notre base de données médicales.

Le présent chapitre est réparti en deux parties : la partie instrumentation (Hardware) et la partie informatique (Software).

Dans la partie instrumentation, une description détaillée du circuit électronique réalisé sera faite. La partie Software quant à elle, va nous présenter les différents algorithmes mise en œuvre pour le traitement numérique du signal ECG.

II.2. Présentation de la chaîne de mesure du signal électrocardiogramme

Les courants électriques générés par le nœud sinusal qui circulent dans le cœur, entraînent des potentiels électriques et ils sont les responsables de l'activité de muscle cardiaque. Aujourd'hui l'électrocardiographie est une technique permettant à l'aide d'un examen indolore et sans danger de surveiller l'appareil circulatoire, notamment pour la détection des troubles du rythme et la prévention de l'infarctus du myocarde. Le signal électrique détecté est de l'ordre du millivolt. La précision temporelle nécessaire est inférieure à 0,5 ms. La qualité du signal peut être améliorée moyennant une utilisation de plusieurs étages. La figure II.1 représente le schéma bloc des différentes parties du système d'acquisition réalisé.

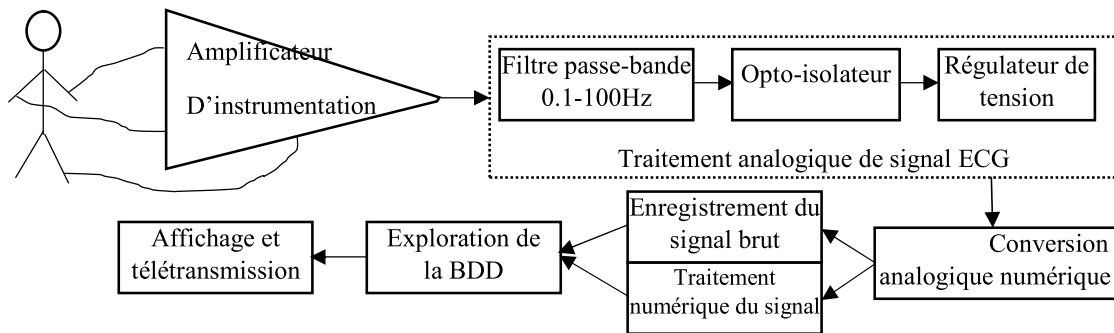


Figure II.1 : schéma bloc de la chaîne de mesure d'un électrocardiogramme

II.2.1. Amplificateur d'instrumentation

Un amplificateur d'instrumentation est composé d'amplificateurs opérationnels reliés à des composants assurant le bon fonctionnement du circuit (Bachir, 2012).

Afin d'assurer une très grande précision et un taux de réjection en mode commun élevé, un amplificateur d'instrumentation à base de circuits intégrés est utilisé (voir figure II.2).

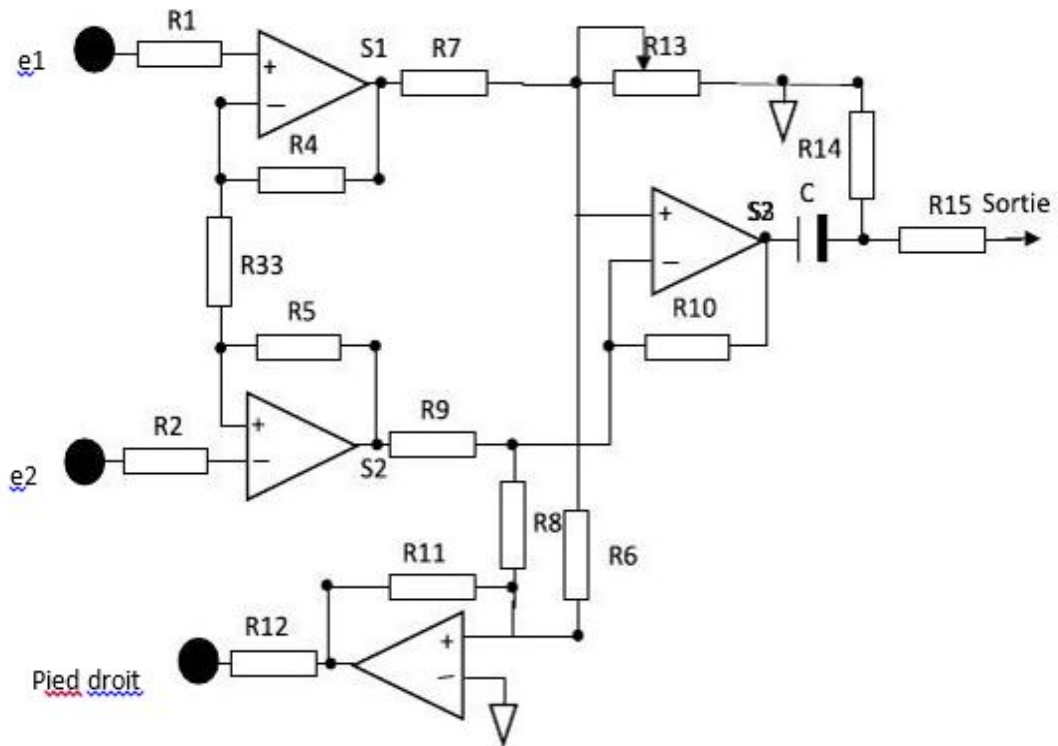


Figure II.2 : Amplificateur d'instrumentation avec le circuit intégré TL084ACN

II.2.1.a. Premier étage

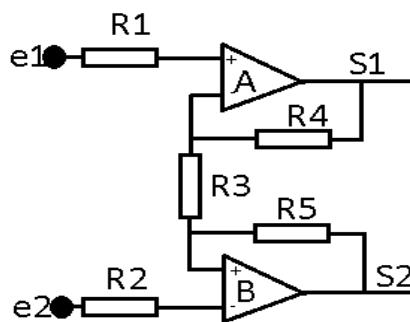


Figure II.3 : Premier étage comportant deux amplificateurs opérationnels.

Sachant que:

$$e_+ = e_- \quad (\text{II.1})$$

$$i_+ = i_- \quad (\text{II.2})$$

Les impédances d'entrée sont infinies et celle de sortie égale à zéro.

Le courant qui circule dans R3, R4 et R5 est le même (Hamadou et al., 2014). Ce qui permet d'écrire :

$$S_1 = e_1(1 + R_4/R_3) - e_2(R_4/R_3) \quad (\text{II.3})$$

$$S_2 = e_2(1 + R_5/R_3) - e_1(R_5/R_3) \quad (\text{II.4})$$

En remplace R5 par R4 (II.5)

$$S_1 = e_1(1 + R_4/R_3) - e_2(R_4/R_3) \quad (\text{II.6})$$

$$S_2 = e_2(1 + R_4/R_3) - e_1(R_4/R_3) \quad (\text{II.7})$$

On obtient ainsi:

$$S_1 = \left(\frac{R_3 + R_4}{R_3} \right) e_1 - \left(\frac{R_4}{R_3} \right) e_2 \quad (\text{II.8})$$

$$S_2 = \left(\frac{R_3 + R_4}{R_3} \right) e_2 - \left(\frac{R_4}{R_3} \right) e_1 \quad (\text{II.9})$$

II.2.1.b. Deuxième étage

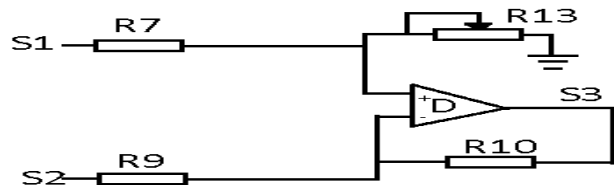


Figure II.4 : Deuxième étage comportant un amplificateur opérationnel.

Si on applique le Théorème de Millman, on obtiendra :

$$e_+ = \frac{R_{13}S_1}{R_{13}+R_7} \quad (\text{II.10})$$

$$e_- = \frac{R_9S_3+R_{10}S_2}{R_9+R_{10}} \quad (\text{II.11})$$

Sachant que $e_+ = e_-$, alors :

$$\frac{R_9S_3+R_{10}S_2}{R_9+R_{10}} = \frac{R_{13}S_1}{R_{13}+R_7} \quad (\text{II.12})$$

Puisque $R_7 = R_9 = R_{10} = R_4$, on aura :

$$S_3 = \left(\frac{2R_{13}}{R_4+R_{13}} \right) S_1 - \frac{1}{2} S_2 \quad (\text{II.13})$$

$$S_3 = \left(\frac{2R_{13}R_4}{R_3R_4+R_3R_{13}} + \frac{R_4}{2R_3} \right) (e_1 - e_2) + \frac{R_3+R_{13}}{R_3R_4+R_3R_{13}} e_1 \quad (\text{II.14})$$

L'équation (II.14) comporte deux parties P_1 et P_2 tel que:

$$P_1 = \left(\frac{2R_{13}R_4}{R_3R_4+R_3R_{13}} + \frac{R_4}{2R_3} \right) (e_1 - e_2) \quad (\text{II.15})$$

$$P_2 = \frac{R_3+R_{13}}{R_3R_4+R_3R_{13}} e_1 \quad (\text{II.16})$$

Où P_1 agit comme un amplificateur d'instrumentation standard, tandis que P_2 régularise le contraste de notre signal.

II.2.1.c. Circuit de l'électrode du pied droit

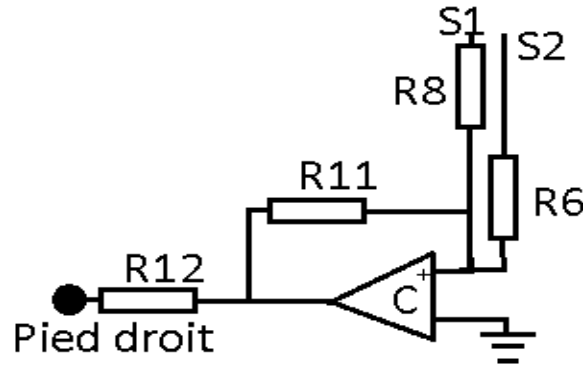


Figure II.5 : Circuit de l'électrode du pied droit.

Dans les différents électrocardiogrammes modernes, l'électrode de pied droit (référence) n'est pas liée directement à la terre. Au lieu de cela, elle est connectée à la sortie d'un amplificateur auxiliaire, qui fonctionne comme un amplificateur inverseur (Hamadou et al., 2014).

La tension en mode commun sur le corps est détectée par les deux résistances R8 et R6, inversée, puis amplifiée et connectée à l'électrode de pied droit. Cette tension négative ramène la tension en mode commun à une valeur basse. Aussi, le courant de fuite qui peut apparaître dans le corps ne circule pas vers la terre, mais vers la sortie de l'amplificateur auxiliaire, ceci réduit le pick-up de l'amplificateur d'ECG. Ce circuit assure aussi une bonne protection électrique au patient ; dans le cas d'apparition d'une tension anormale entre le patient et la terre, l'amplificateur auxiliaire se sature, permettant d'isoler le patient qui sera lié à la terre par les deux résistances R11 et R12 qui ont des valeurs de 390 K Ω . En appliquant le théorème de Millman et les conditions d'un amplificateur parfait et les résultats des équations (II.8) et (II.9) :

$$V_{pd} = \left(\frac{-S_2}{R_8} + \frac{-S_1}{R_6} \right) R_{11} \quad (\text{II.17})$$

$$V_{pd} = -\frac{R_{11}}{R}(e_1 + e_2) \quad (\text{II.18})$$

Avec :

$$R = R_4 = R_5 = R_6 = R_8 \quad (\text{II.19})$$

II.2.1.d. La résistance variable

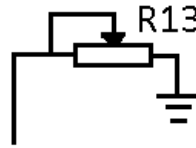


Figure II.6 : La résistance variable de contraste.

La résistance R_{13} est un potentiomètre qui joue deux rôles essentiels dans le circuit d'amplificateur d'instrumentation à savoir :

- Un rôle d'amplificateur de sortie, comme indiqué dans l'équation (II.14). Pour chaque augmentation de R_{13} , le gain en sortie sera augmenté.
- Un rôle d'amplificateur de e_1 , comme indiqué dans l'équation (II.15).

La résistance R_{13} doit être convenablement ajustée afin d'obtenir un signal ECG de sortie de qualité. En effet, et d'après les équations II.14 et II.15, on peut constater qu'en diminuant ou en augmentant la résistance R_{13} de façon considérable, le signal ECG de sortie serait de mauvaise qualité.

II.2.1.e. Paramètres de l'amplificateur différentiel

Le capteur voit deux entrées d'amplificateurs opérationnels. Les gains, ainsi que les impédances d'entrée et de sortie doivent être convenablement ajustés pour satisfaire un taux de rejection de mode commun élevé. Dans notre cas, l'impédance d'entrée est choisie égale à $500 \text{ M}\Omega$ et l'impédance de sortie est égale à 20Ω .

Le taux de réjection de mode commun (TRMC) est donné par :

$$TRMC = 20 \log \left| \frac{A_d}{A_c} \right| \quad (II.20)$$

Avec A_d : gain en mode différentiel (e_2 est mis à la masse).

Et A_c : gain en mode commun (on met $e_1 = e_2$).

A l'entrée de l'amplificateur d'instrumentation, on applique un signal de tension 50 mV et de fréquence de 100 Hz similaire au signal ECG.

$$A_d = 1V \text{ et } A_c = 11\mu V$$

$$TRMC = 20 \log \left| \frac{A_d}{A_c} \right| = 20 \log \frac{1}{11 \cdot 10^{-6}} = 103.78 \text{ dB} \quad (II.21)$$

Le taux de réjection de mode commun (TRMC) augmente avec la diminution de la fréquence. Ce qui prouve que notre amplificateur d'instrumentation rejette la tension en mode commun pour un taux TRMC supérieure à 103.78 dB.

II.2.2. Traitement analogique du signal ECG

Le plus souvent, les signaux physiologiques sont bruités. Il est donc nécessaire d'utiliser un filtrage qui peut être de type passif ou actif.

Deux types de filtres seront utilisés : un filtre passe-bas actif comportant des amplificateurs opérationnel (AOP) (figure II.8) et un filtre passe-haut passif (figure II.7) comportant seulement des composants passifs.

II.2.2.1. Cellules de base du 1^{er} ordre

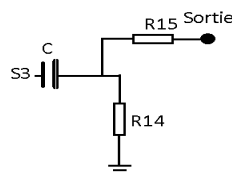


Figure II.7 : Filtre passe-haut passif.

Dans la figure II.2, le signal à la sortie de l'amplificateur d'instrumentation (S3) est accompagné d'ondulations de la ligne de base qui va écrêter le signal à la sortie des AOP. Le filtre passe-haut proposé et présenté dans la figure II.7 va ainsi permettre d'éliminer ces dites ondulations. La fonction de transfert de filtre est calculée de la manière suivante :

$$\text{Sortie} = \frac{R_{15}R_{15}+ZR_{14}}{Z^2+ZR_{15}} S_3 \quad (\text{II.22})$$

Avec Z : l'impédance de la capacité

$$\text{Si } f = 0 \rightarrow Z = \infty \rightarrow \text{Sortie} = 0$$

$$\text{Si } f = \infty \rightarrow Z \text{ est grand} \rightarrow \text{La sortie dépendra des résistances } R_{14}, R_{15} \text{ et de } S_3$$

La fréquence de coupeur de filtre passe-haut choisie est $f_c = 0.16 \text{ Hz}$

II.2.2.2. Filtre de Sallen Key

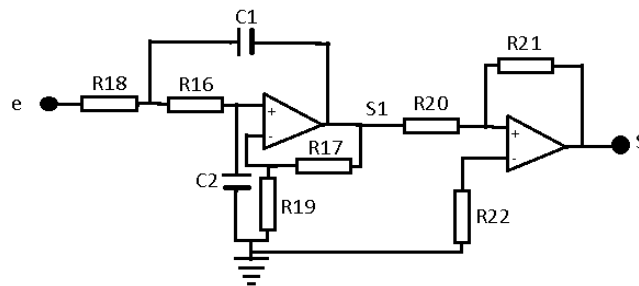


Figure II.8: Filtre de Sallen Key

La fonction de transfert de filtre est la suivante (Tran, 1984 ; Dziadowiec et al., 1996):

$$T(j\omega) = \frac{K}{R_{16}R_{18}C_1C_2j\omega + \frac{R_{18}+R_{16}}{2}(2C_2+(1-K))j\omega+1} \quad (\text{II.23})$$

$$\text{Avec : } K = 1 + \frac{R_{17}}{R_{19}} = 2 \text{ et } f_0 = \frac{1}{\sqrt{R_{18}R_{16}C_1C_2}} = 200 \text{ Hz}$$

La réponse fréquentielle de filtre Sallen Key passe-bas est représentée sur la figure II.9.

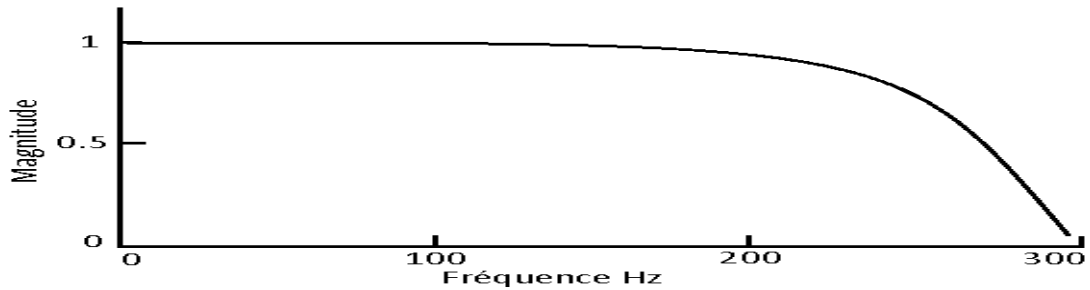


Figure II.9 : La réponse fréquentielle de filtre passe-bas à la température 27°C.

II.2.3. Conversion analogique numérique du signal ECG via la carte Arduino Uno

La carte Arduino uno est construite autour d'un microcontrôleur Atmel AVR (ATmega328P) et de composants complémentaires qui facilitent la programmation et l'interfaçage avec d'autres circuits. Chaque carte possède au moins un régulateur linéaire 5V et un oscillateur à quartz 16 MHz (ou un résonateur céramique dans certains modèles). Le microcontrôleur est préprogrammé avec un « bootloader » de façon à ce qu'un programmeur dédié ne soit pas nécessaire (Arduino, 2016).

L'environnement de programmation Arduino est en fait un Intégré de Développement (EDI) dédié au langage Arduino. Le logiciel Arduino permet d'écrire les programmes, appelés « Sketch » de les compiler et de les transférer dans la carte Arduino à travers une liaison USB, il intègre aussi un moniteur de port série (Arduino, 2016).

Nous avons choisi d'utiliser la carte Arduino Uno pour trois raisons :

- Sa capacité de communication avec Simulink/Matlab.
- Ses performances, 32kB de mémoire flash, 14 entrées/sorties dont 6 PWM, vitesse d'horloge 16Mhz et un port de communication USB. Ces performances sont largement suffisantes pour les applications que nous comptons réaliser.
- Un convertisseur analogique numérique intégré dans l'Arduino.

Une vue réelle de la carte est schématisée par la figure II.10.

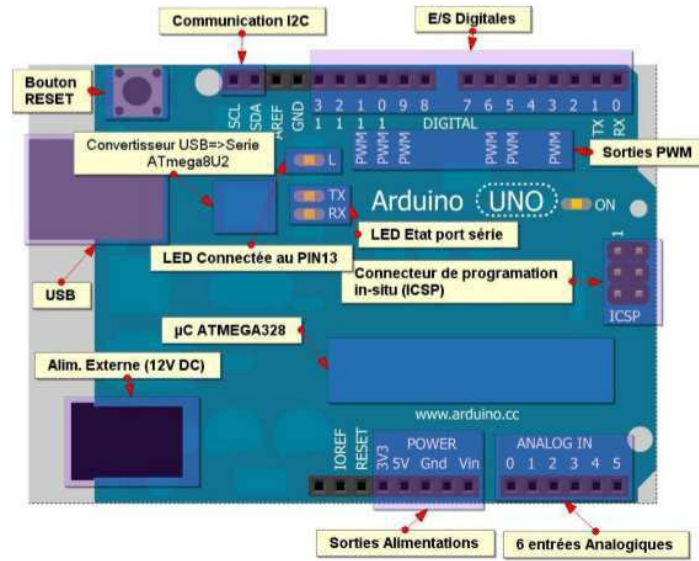


Figure II.10 : Synoptique d'une carte Arduino uno (Zerri, 2013)

II.3. Création de la base de données médicale

Après avoir décrit en détail la chaîne de mesure du signal électrocardiogramme, nous présentons ci-après les différentes étapes de la réalisation d'une base de données médicale.

II.3.1. Enregistrement du signal ECG

Le dispositif d'enregistrement du signal ECG est représenté sur la figure II.11.

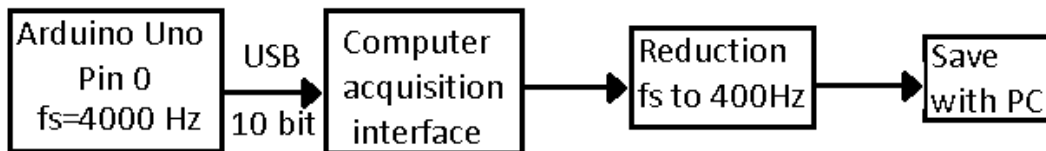


Figure II.11 : Les différentes étapes d'enregistrement du signal ECG.

Les différentes étapes d'enregistrement du signal ECG sont :

- Le signal ECG est transféré vers le PC via le port série (pin A0) de la carte Arduino avec une fréquence d'échantillonnage égale à 4 KHz;
- Une interface utilisateur graphique Matlab est réalisée ;
- Sous-échantillonnage du signal ECG à 400 Hz ;
- Sauvegarde des signaux.

II.3.2. Détection des paramètres du signal ECG en vue de les annoter

Beaucoup d'études ont été développées dans la littérature afin de trouver un algorithme fiable et fonctionnant en temps réel pour la détection des paramètres du signal ECG. Chacune de ces méthodes possède des avantages et des inconvénients en termes de performance et de complexité (Benali Medjahed, 2016).

La majorité des algorithmes de détection des paramètres du signal ECG reposent sur :

- Traitement du signal ECG ;
- Une transformation non linéaire ;
- et une règle de décision qui consiste à établir des critères de seuillage;

Parmi ce type de méthodes on peut citer:

- La méthode de Pan et al. (1985) pour la détection du complexe QRS, qui est la méthode la plus classique et la plus connue;
- La méthode de Hadj Slimane et al. (2010) pour la détection du complexe, qui utilise la décomposition modale empirique comme une étape dans le processus de détection des complexes QRS;
- La méthode de Hadj Slimane et al. (2008) pour la mesure de l'intervalle QT. Cet algorithme est basé sur l'utilisation de la dérivée seconde et du filtrage passe-bas.

Dans notre travail, nous avons développé un algorithme de détection des paramètres ECG inspiré des techniques citées ci-dessus avec quelques modifications afin d'améliorer le taux de détection ; il regroupe :

- Un filtrage numérique passe-haut pour éliminer les ondulations de la ligne de base ;
- Un filtrage passe-bas pour éliminer les bruits dont le spectre est supérieur à la fréquence de coupure choisie. Parmi ces bruits, on peut citer le 50 Hz, l'électromyogramme et autres ;
- Normalisation en amplitude du signal ECG ;
- Un seuillage adaptatif pour détecter les pics R des complexes QRS ;
- Pour chacune des ondes du signal ECG (P, Q, R, S, et T), un filtrage passe-bande est utilisé afin de faire apparaître et distingué une onde par rapport à l'autre. La fréquence de coupure choisie est celle qui correspond à la bande de fréquence de l'onde dont on veut conservée ;
- Une dérivation des signaux après filtrage passe-bande ;
- Une transformation non linéaire ;
- Une intégration ;
- Et enfin une détection des paramètres PQRST du signal ECG.

II.3.3. Réalisation d'une interface graphique pour l'acquisition et la détection des paramètres du signal électrocardiogramme

Une interface graphique a été réalisée permettant l'acquisition et la détection en temps réel des paramètres du signal électrocardiogramme (ECG). Elle est représentée sur la figure II.12.

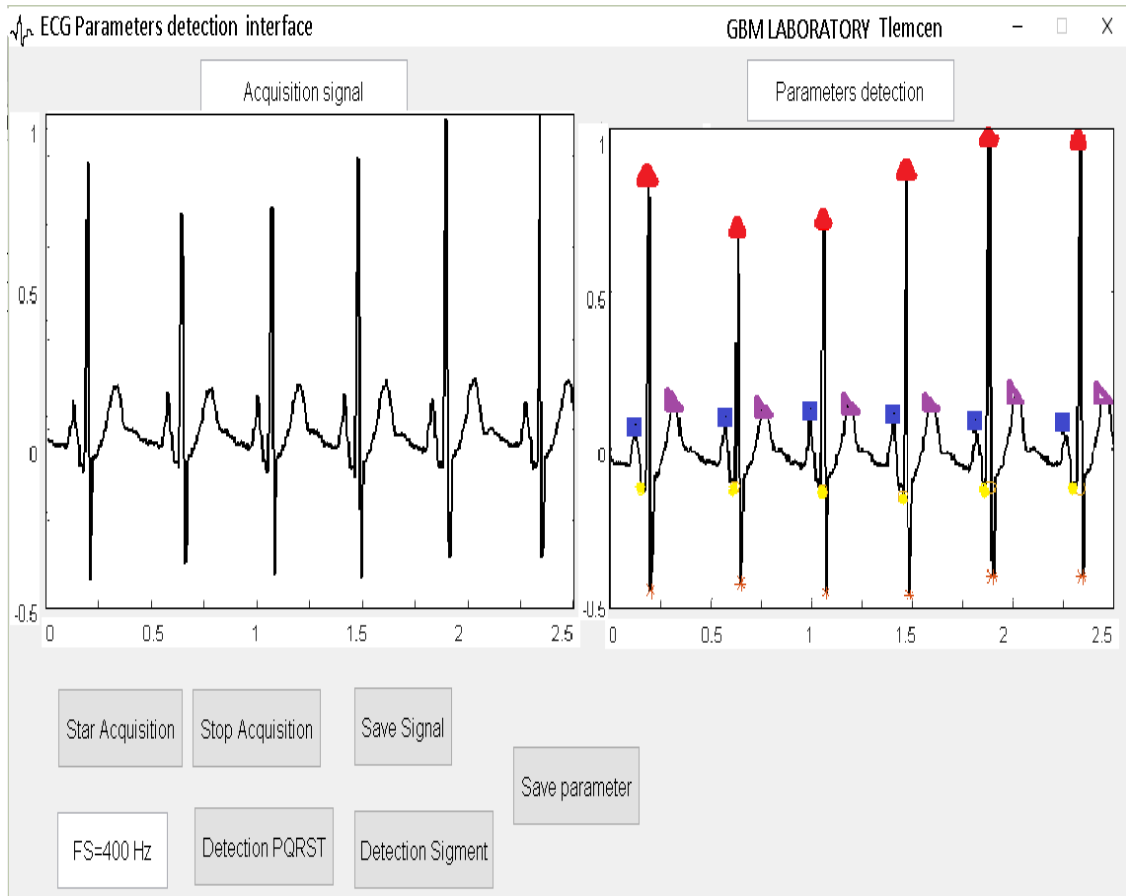


Figure II.12 : Interface d'acquisition et de détection en temps réel des paramètres du signal ECG.

II.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit toutes les étapes qui nous ont conduits à réaliser une carte d'acquisition du signal ECG visant à constituer une base de données médicale de signaux normaux et pathologiques.

Chapitre III : L'étude de l'influence de la respiration sur le rythme cardiaque et les paramètres du signal Electrocardiogramme (ECG)

III.1. Introduction

Le signal électrocardiogramme (ECG), qui représente l'activité électrique du cœur, est employé couramment pour le diagnostic d'arythmie cardiaque. Le signal ECG se compose généralement de trois ondes importantes P, QRS et l'onde T, où le complexe QRS est le plus caractéristique (voir figure III.1). Le complexe QRS représente le phénomène de la dépolarisation des ventricules et donne donc des informations utiles sur le comportement du cœur (Hadj Slimane et al., 2006).

La fréquence respiratoire est l'un des signes vitaux humains qui doivent être surveillés dans les applications cliniques et non cliniques pour des fins de diagnostic et de contrôle (Mirmohamadsadeghi et al., 2014).

Dans la figure III.2, le signal respiratoire et le signal ECG sont enregistrés simultanément. Comme nous pouvons le constater, chaque rythme respiratoire est produit par une inspiration et une expiration ; qui rassemble en moyenne quatre battements par rythme cardiaque (Benali Medjahed et al., 2015).

Il y a eu divers ouvrages proposés dans la littérature pour l'analyse du signal ECG ou respiratoire, tels que le travail accompli par O'Brien et al. (2007), où ils comparent les différents algorithmes pour l'estimation d'un signal respiratoire à partir de l'électrocardiogramme. (Sharma et al., 2015) ont pu extraire le rythme respiratoire à partir des ondes ECG en utilisant un filtrage homomorphe. Dans d'autres travaux,

Mirmohamadsadeghi et al. (2014), propose un algorithme pour l'estimation de la fréquence respiratoire à partir de l'ECG en utilisant un pisteur de fréquence instantanée.

Dans ce chapitre, on va proposer d'explorer les relations entre les énergies ; énergie du complexe QRS et énergie du signal respiratoire ainsi que le rythme respiratoire. On essaie ainsi de comprendre si ces énergies sont corrélées ou pas et aussi de comprendre la signification et l'origine de chaque relation existante entre eux. Cela nous amène à faire la différence entre arythmies causées par une maladie cardiaque et l'arythmie causée par la respiration suite à la pression de la poitrine. Les informations extraites du complexe QRS et de la respiration vont nous aider à élaborer un aide au diagnostique plus fiable avec moins d'erreur. Des corrélations entre les énergies sont mesurées à l'aide d'un coefficient de corrélation dit de Pearson et de Spearman. L'algorithme est testé sur la base de données Apnea-ECG de PhysioNet gratuitement disponible sur le Web (*PhysioBank database*, 2016 ; Goldberger et al, 2000).

Une analyse statistique sera ensuite menée pour quantifier la relation linéaire entre le HRV (la variation de la fréquence cardiaque) et l'énergie respiratoire.

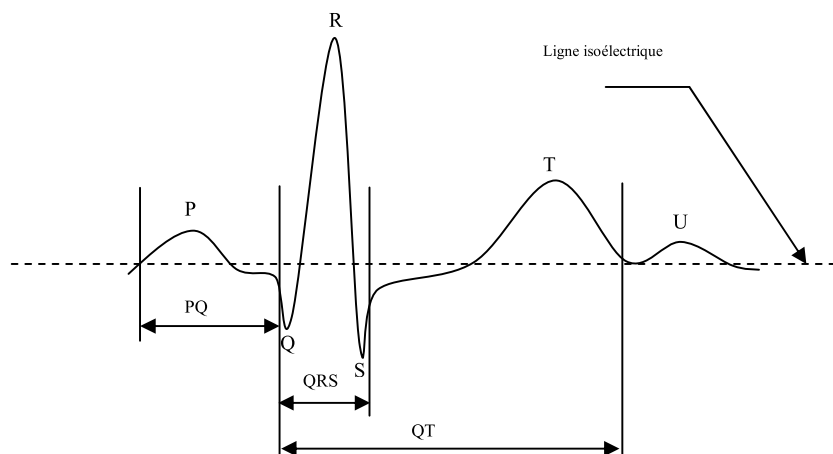


Figure III.1 : L'aspect normal d'un signal ECG normal.

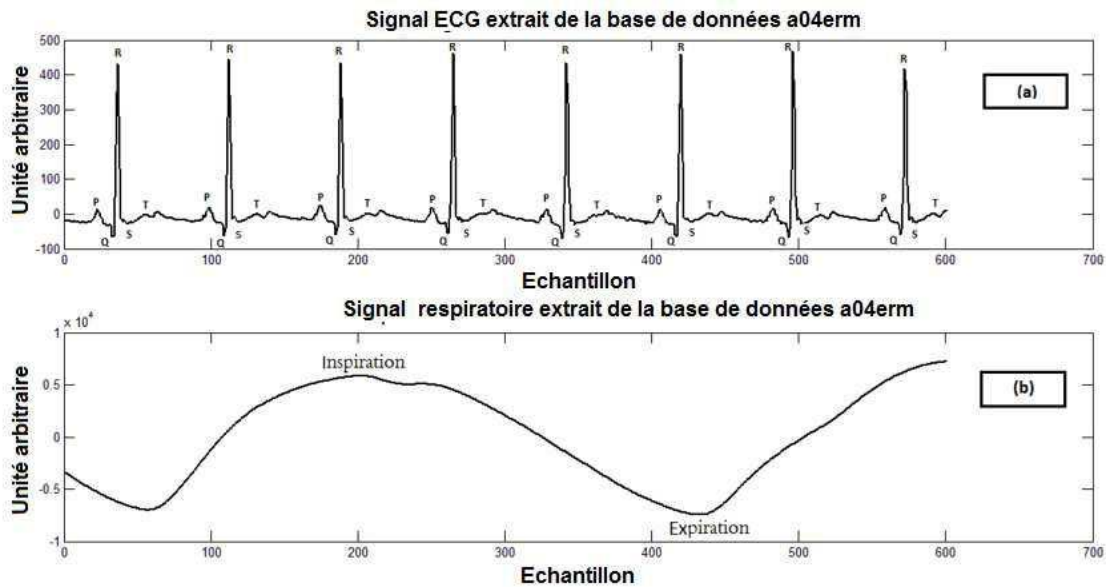


Figure III.2 : Signal ECG enregistré simultanément avec un signal respiratoire. (a) Signal ECG. (b) Signal respiratoire

III.2. Extraction des paramètres du signal ECG et du signal respiratoire

Les figures III.3 et III.4 représentent les principales étapes de la procédure établie avec un schéma synoptique des algorithmes. Ces algorithmes nécessitent les étapes suivantes :

- Détection de la position de l'onde R du signal ECG ;
- Détection du début et de la fin de chaque complexe QRS ;
- La projection des points Q et S sur le signal respiratoire pour calculer l'énergie entre ces deux points ;
- Calculer l'énergie de complexe QRS ;
- Calculer la HRV ;
- Calculer l'énergie respiratoire entre deux points RR.

L'étude statistique est faite sur la base de données apnea-ECG de Physionet. La base de données d'apnea-ECG se compose de 70 enregistrements ECG échantillonnés à 100 Hz ; les longueurs des enregistrements varient de 7 à 10 heures de long avec l'ajout

d'annotations acquises à partir d'une étude des signaux respiratoires enregistrée simultanément, avec seulement 8 enregistrements qui contiennent des signaux Respiratoires (âge : $43,3 \pm 8,3$ ans, 7 M et 1F) (*PhysioBank database*, 2016 ; Goldberger et al, 2000).

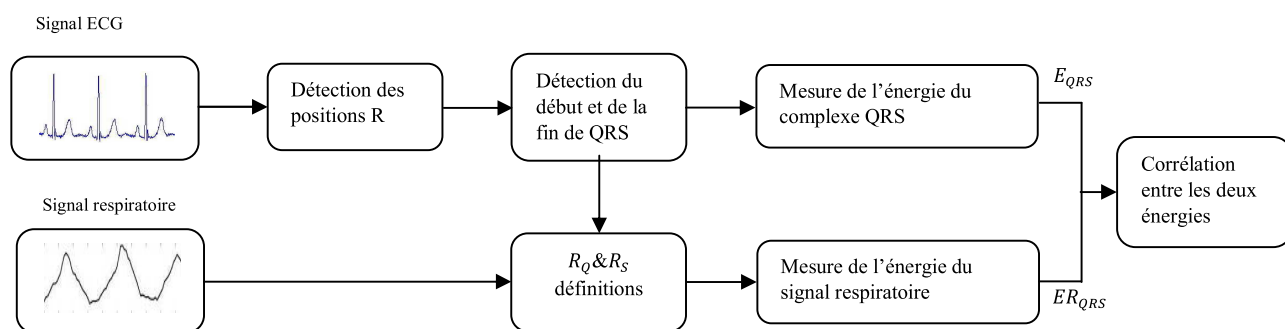


Figure III.3 : Schéma bloc de l'algorithme de corrélation entre E_{QRS} et ER_{QRS}

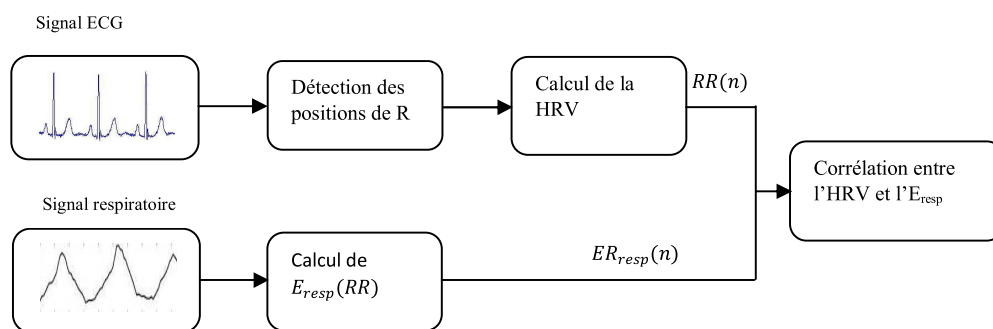


Figure III.4 : Schéma bloc de l'algorithme de corrélation entre l'HRV et l' E_{resp}

III.2.1. Détection des positions de l'onde R, du début et de la fin du complexe QRS

L'électrocardiogramme ECG représente l'activité électrique du cœur. La figure III.1 montre l'aspect normal d'un signal ECG normal. Il est composé de plusieurs paramètres à savoir : l'onde P, le complexe QRS et l'onde T.

La première étape de notre travail est la détection de la position de l'onde R et définir le début et la fin du complexe QRS.

La détection de la position de l'onde R est définie en utilisant un algorithme décrit par Hadj Slimane et al, (2010). Il comprend les étapes de base suivantes :

- Un filtrage passe-haut ;
- La décomposition de signal en modes empiriques ;
- Une transformée non linéaire ;
- Une intégration ;
- Et un filtrage passe-bas.

Les étapes qui ont été menées pour la détection du début et de la fin du complexe QRS sont décrites par Hadj Slimane et al. (2008) et Bachir et al. (2013).

III.2.2. Détection de la position R_Q et la position R_S

Après avoir détecté le début et la fin du complexe QRS, nous allons définir la position R_Q et la position R_S par la projection du point Q et du point S sur le signal respiratoire (figure III.5).

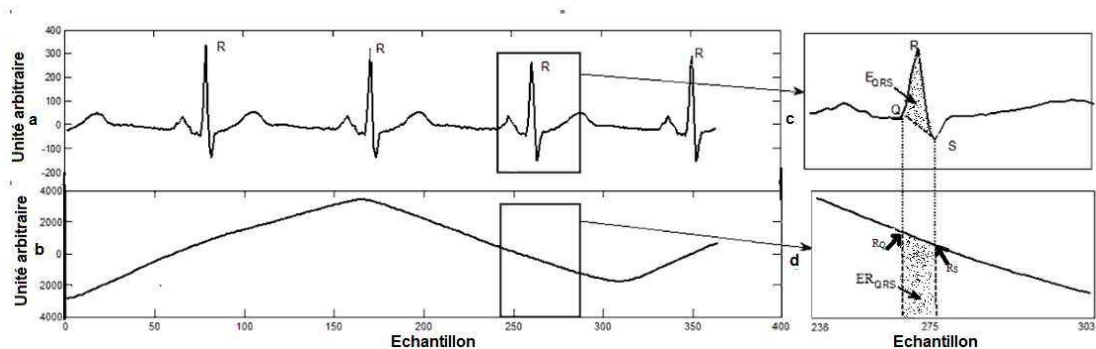


Figure III.5 : La projection des points Q et S sur le signal respiratoire et calcul de l'énergie ER_{QRS}

III.2.3. Mesure de l'énergie des complexes QRS et du signal respiratoire

L'énergie du complexe QRS est définie comme suite :

$$E_{QRS} = \sum_{n=Q_p}^{S_p} |ECG(n)|^2 \quad (III.1)$$

Où Q_p et S_p sont respectivement le début et la fin du complexe QRS.

L'énergie du signal respiratoire est définie comme étant

$$ER_{QRS} = \sum_{n=R_Q}^{R_S} |Resp(n)|^2 \quad (III.2)$$

Où R_Q et R_S sont respectivement la projection du point Q et de point S sur le signal respiratoire.

III.2.4. Corrélation entre les deux énergies (E_{QRS} et ER_{QRS}) et corrélation entre l'HRV et l' ER_{QRS}

La corrélation entre les énergies ; énergie du complexe QRS et énergie du signal respiratoire ; sont mesurées en utilisant le coefficient de corrélation de Pearson et le coefficient de corrélation de Spearman. La corrélation entre l'HRV et l' ER_{QRS} sont mesurés en utilisant le coefficient de corrélation de Pearson.

Le coefficient de corrélation de Pearson est utilisé pour mesurer la corrélation entre deux variables. Il peut être écrit de la manière suivante (Nian, 2008 ; Hauke et al., 2011):

$$r_p(X, Y) = \frac{Cov(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (III.3)$$

$$Cov(X, Y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X(i) - \bar{X})(Y(i) - \bar{Y}) \quad (III.4)$$

Dans notre cas, $X(i) = E_{QRS}(i)$; $Y(i) = ER_{QRS}(i)$; $i = 1 \dots N$

N est le nombre d'échantillons ; il présente le nombre de complexes QRS dans chaque enregistrement.

\bar{X} et \bar{Y} sont respectivement les valeurs moyennes de E_{QRS} et ER_{QRS}

Ils peuvent être écrits comme suit:

$$\bar{X} = \bar{E}_{QRS} = \frac{\sum_{i=1}^N E_{QRS}(i)}{N} \quad (III.5)$$

$$\bar{Y} = \bar{ER}_{QRS} = \frac{\sum_{i=1}^N ER_{QRS}(i)}{N} \quad (III.6)$$

σ_X et σ_Y sont respectivement les écarts types des vecteurs E_{QRS} et ER_{QRS}

$$\sigma_X = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X(i) - \bar{X})^2} \quad (III.7)$$

$$\sigma_Y = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y(i) - \bar{Y})^2} \quad (III.8)$$

Le coefficient de corrélation de Pearson est compris entre -1 et 1. L'interprétation est la suivante:

- $r_p(X, Y) = 0$, dénote aucune corrélation linéaire entre X et Y;
- $-1 < r_p(X, Y) < 0$, désigne une corrélation linéaire négative entre X et Y;
- $0 < r_p(X, Y) < +1$, désigne une corrélation linéaire positive entre X et Y;
- Plus la valeur de $r_p(X, Y)$ est proche de 1, on note une corrélation linéaire positive importante;
- Plus la valeur de $r_p(X, Y)$ est proche de -1, on note une corrélation linéaire négative importante.

Le coefficient de corrélation de Spearman noté r_s est une version basée sur le coefficient de corrélation de Pearson. Il permet d'évaluer l'association entre les rangs des observations des deux vecteurs X et Y, qui peut détecter l'existence de relations monotones (croissant ou décroissant). Il peut être écrit de la manière suivante :

$$r_s = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (R(x_i) - \bar{R}_x)(R(y_i) - \bar{R}_y)}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (R(x_i) - \bar{R}_x)^2} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (R(y_i) - \bar{R}_y)^2}} \quad (III.9)$$

Où $R(x_i)$ et $R(y_i)$ sont les rangs de l'observation dans les échantillons.

Le coefficient de corrélation de Spearman varie également -1 à 1 et son interprétation est la même que le coefficient de corrélation de Pearson.

III.3. Test de l'algorithme sur la base de données Apnea-ECG

III.3.1. L'effet de l'énergie respiratoire sur l'énergie de complexe QRS

Après avoir décrit toutes les étapes pour explorer les relations entre les énergies ; l'énergie du complexe QRS et l'énergie du signal respiratoire ; les différents algorithmes sont testés sur la base de données d'apnea-ECG du Physionet. Les figures de III.6 à III.12 représentent quelques exemples d'un nuage de point d'une série simultanée de l'énergie de complexe QRS du signal ECG en fonction de l'énergie respiratoire.

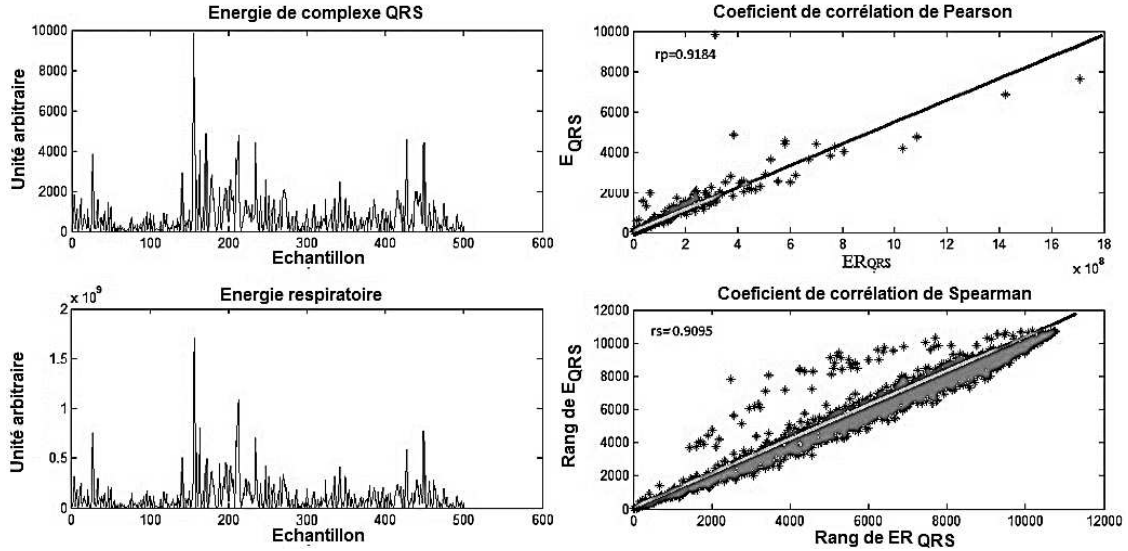


Figure III.6 : Série réelle simultanée des énergies des complexes QRS et du signal respiratoire ainsi que le diagramme de dispersion correspondant. Le coefficient de corrélation de Pearson et de Spearman est calculé pour l'enregistrement A01erm.

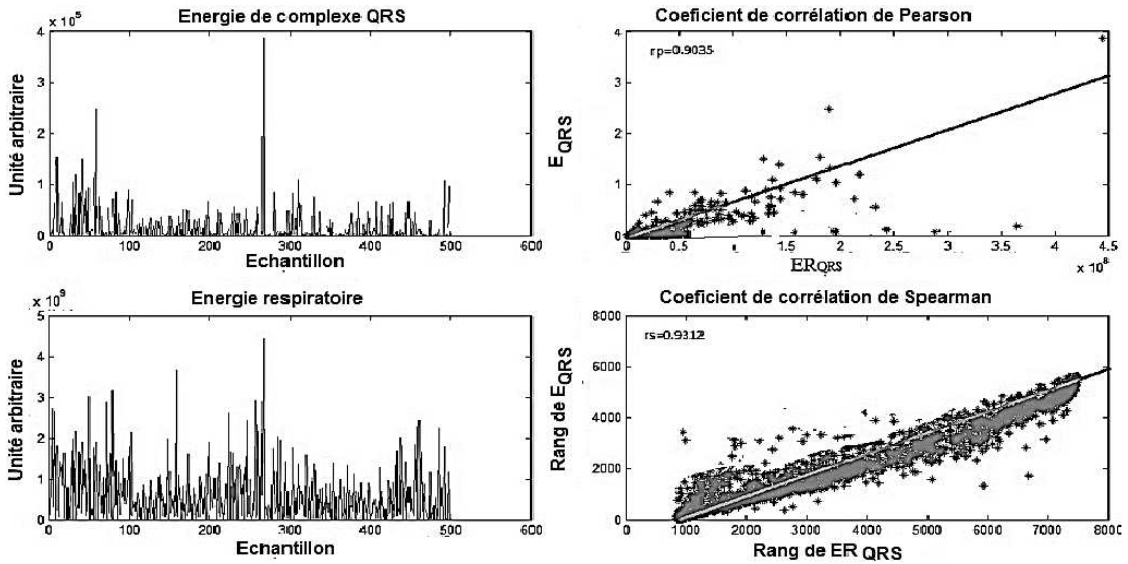


Figure III.7 : Série réelle simultanée des énergies des complexes QRS et du signal respiratoire ainsi que le diagramme de dispersion correspondant. Le coefficient de corrélation de Pearson et de Spearman est calculé pour l'enregistrement A02erm.

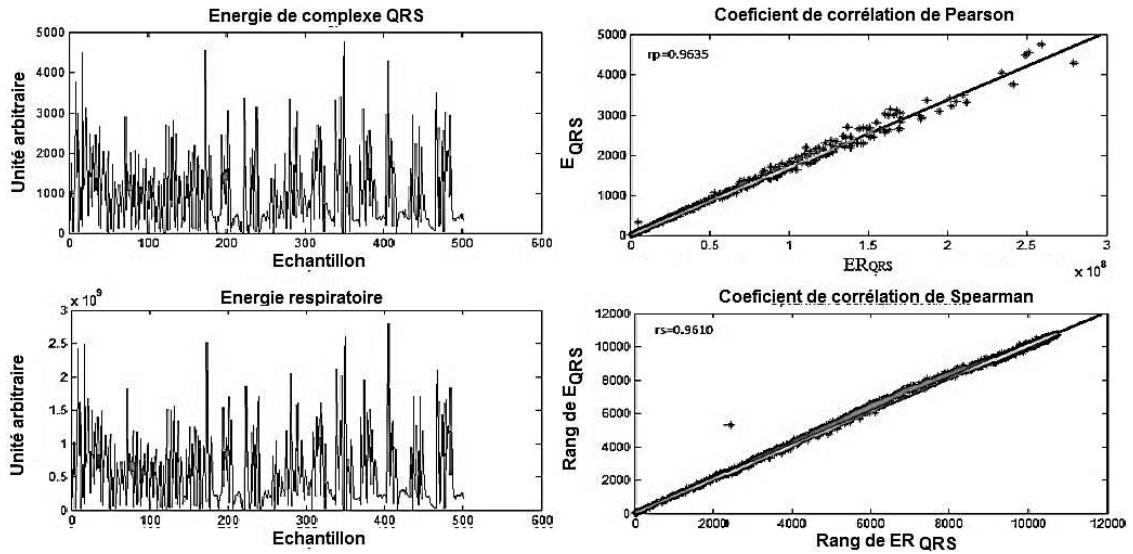


Figure III.8 : Série réelle simultanée des énergies des complexes QRS et du signal respiratoire ainsi que le diagramme de dispersion correspondant. Le coefficient de corrélation de Pearson et de Spearman est calculé pour l'enregistrement A03erm.

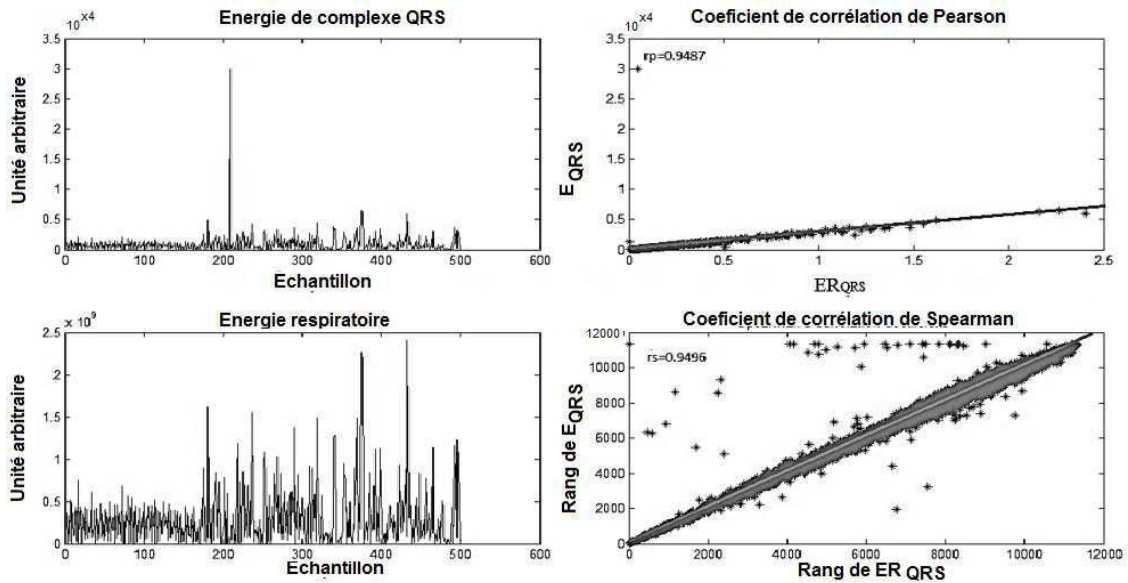


Figure III.9 : Série réelle simultanée des énergies des complexes QRS et du signal respiratoire ainsi que le diagramme de dispersion correspondant. Le coefficient de corrélation de Pearson et de Spearman est calculé pour l'enregistrement A04erm.

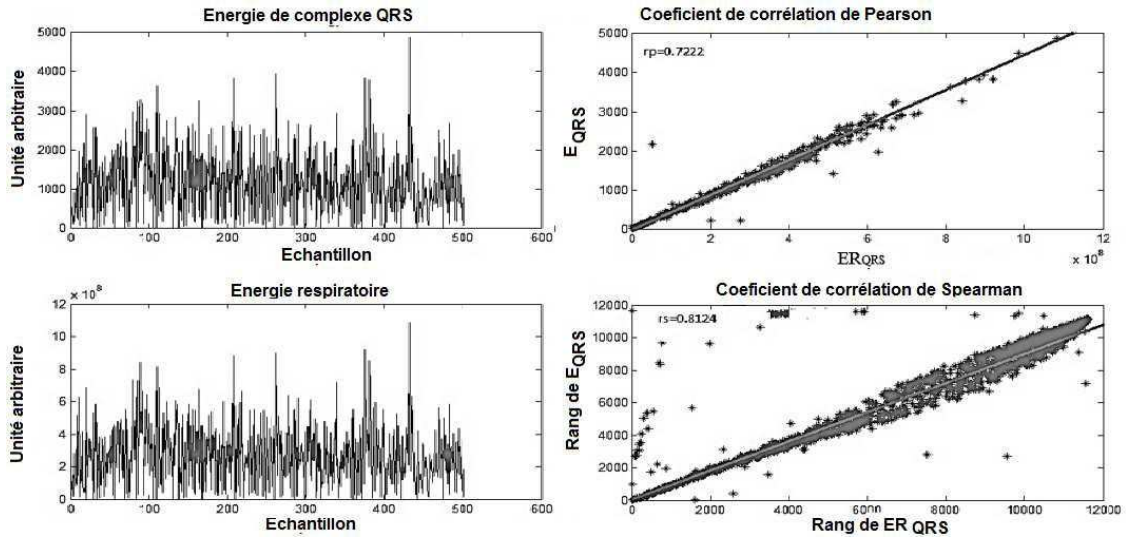


Figure III.10 : Série réelle simultanée des énergies des complexes QRS et du signal respiratoire ainsi que le diagramme de dispersion correspondant. Le coefficient de corrélation de Pearson et de Spearman est calculé pour l'enregistrement B01erm.

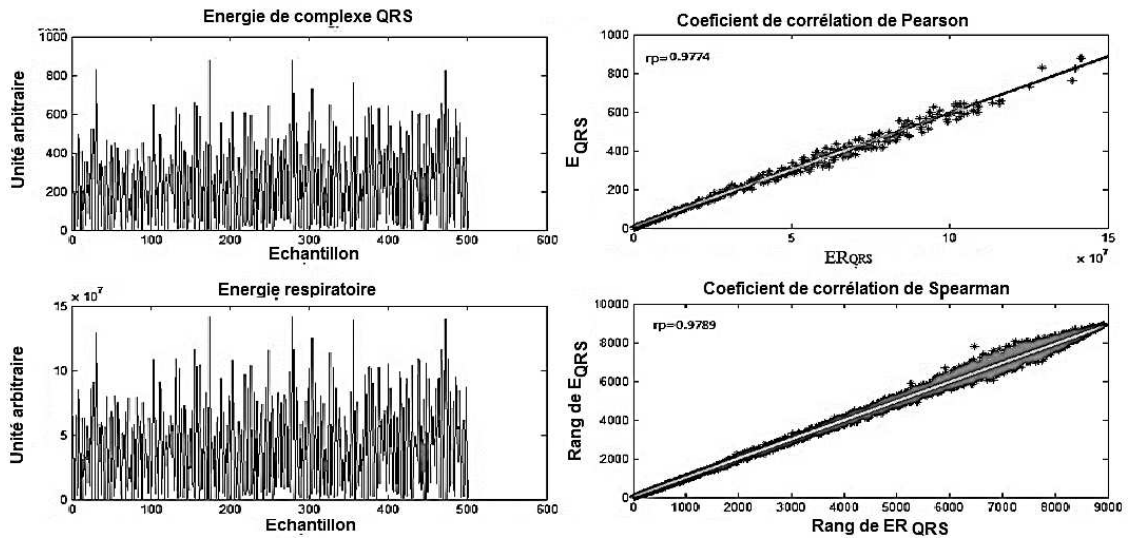


Figure III.11 : Série réelle simultanée des énergies des complexes QRS et du signal respiratoire ainsi que le diagramme de dispersion correspondant. Le coefficient de corrélation de Pearson et de Spearman est calculé pour l'enregistrement C01erm.

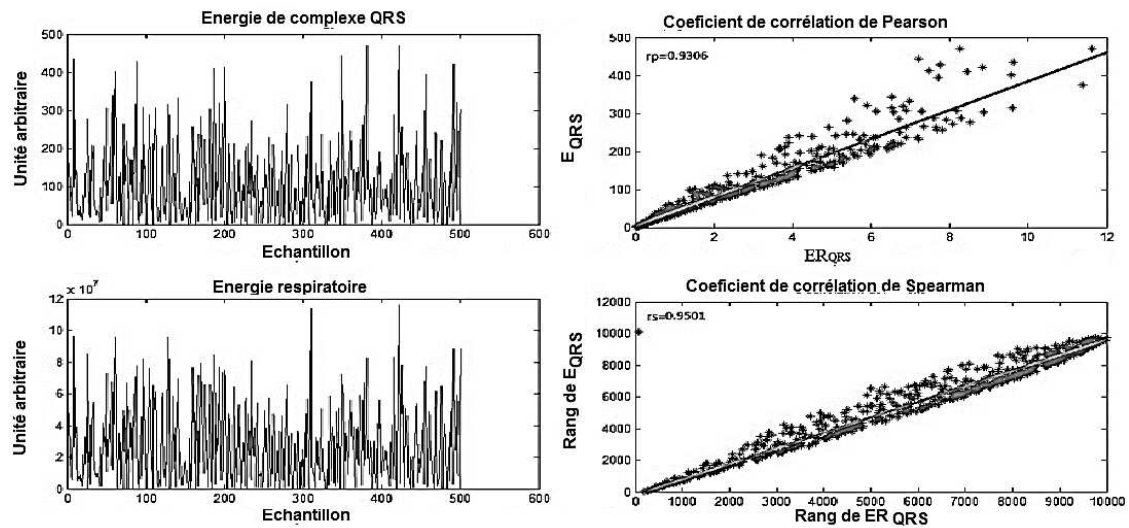


Figure III.12 : Série réelle simultanée des énergies des complexes QRS et du signal respiratoire ainsi que le diagramme de dispersion correspondant. Le coefficient de corrélation de Pearson et de Spearman est calculé pour l'enregistrement C02erm.

Nous avons utilisé l'énergie du complexe QRS et l'énergie du signal respiratoire pour calculer les coefficients de corrélation de Pearson et de Spearman.

Les résultats obtenus et présentés dans le tableau III.1 ainsi que sur la figure III.13, nous montre clairement qu'il existe une forte corrélation entre la variation de l'énergie du signal respiratoire et la variation de l'énergie du complexe QRS correspondant.

Toutefois ; pour l'enregistrement B01erm, une faible diminution de la corrélation est constatée. Il s'agit d'une présence de pathologie cardiaque non respiratoire.

Enregistrement (No.)	Coefficient de corrélation Pearson (r_p)	Coefficient de corrélation Spearman (r_s)
A01er	0.9184	0.9095
A02er	0.9037	0.9312
A03er	0.9635	0.9610
A04er	0.9487	0.9496
B01er	0.7222	0.8124
C01er	0.9774	0.9789
C02er	0.9306	0.9501
Moyenne	0.9092	0.9275

Tableau III.1 : Les coefficients de corrélation de Pearson et de Spearman pour chaque enregistrement

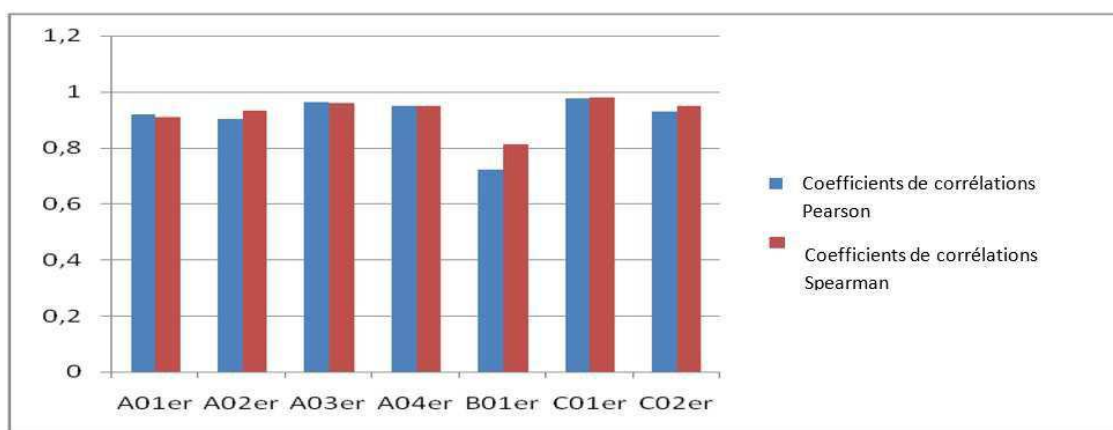


Figure III.13 : Histogramme des coefficients de corrélation de Pearson et de Spearman pour chaque enregistrement

III.3.2. L'effet de l'énergie respiratoire sur la variation de rythme cardiaque HRV

Les figures III.14 à III.20 montrent le nuage de points des 7 enregistrements étudiés dans notre travail. Le côté gauche de chaque figure correspond à une séquence de troubles respiratoires d'apnée. Le tableau III.2 présente toutes les valeurs des coefficients de corrélation de Pearson r_p .

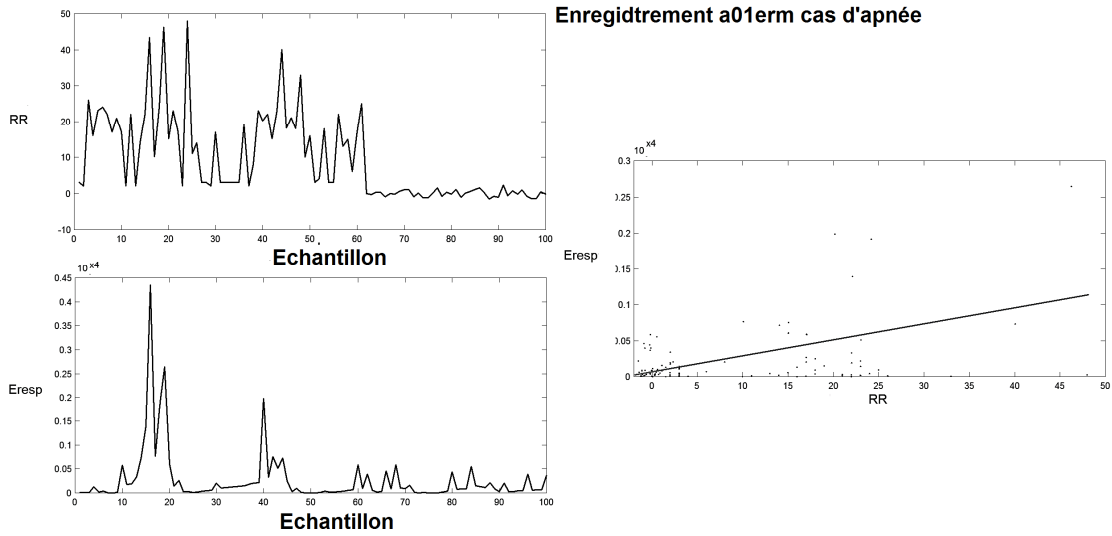


Figure III.14 : Diagramme de dispersion (scatter plot) de l'enregistrement a01erm. La partie présentée dans la figure correspond à une séquence de troubles respiratoires d'apnée.

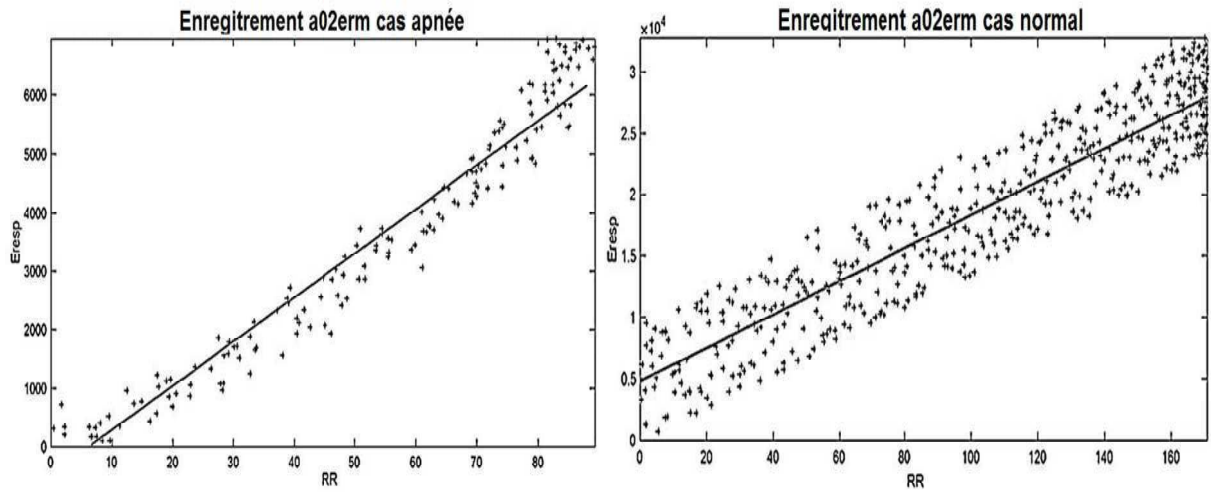


Figure III.15 : Diagramme de dispersion (scatter plot) de l'enregistrement a02erm. Le coté gauche de la figure correspond à une séquence de troubles respiratoires d'apnée.

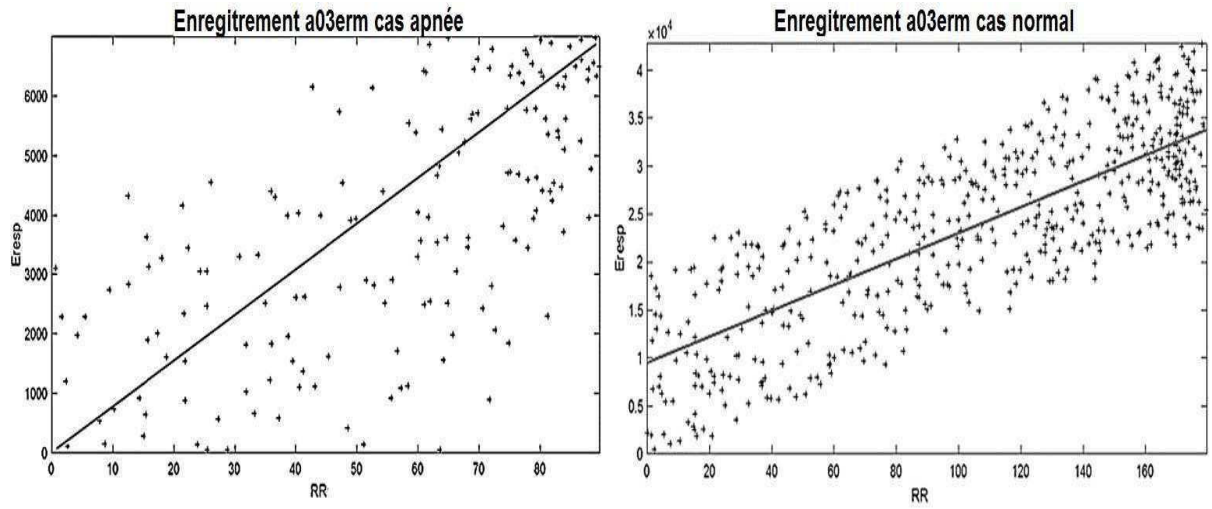


Figure III.16 : Diagramme de dispersion (scatter plot) de l'enregistrement a03erm. Le coté gauche de la figure correspond à une séquence de troubles respiratoires d'apnée.

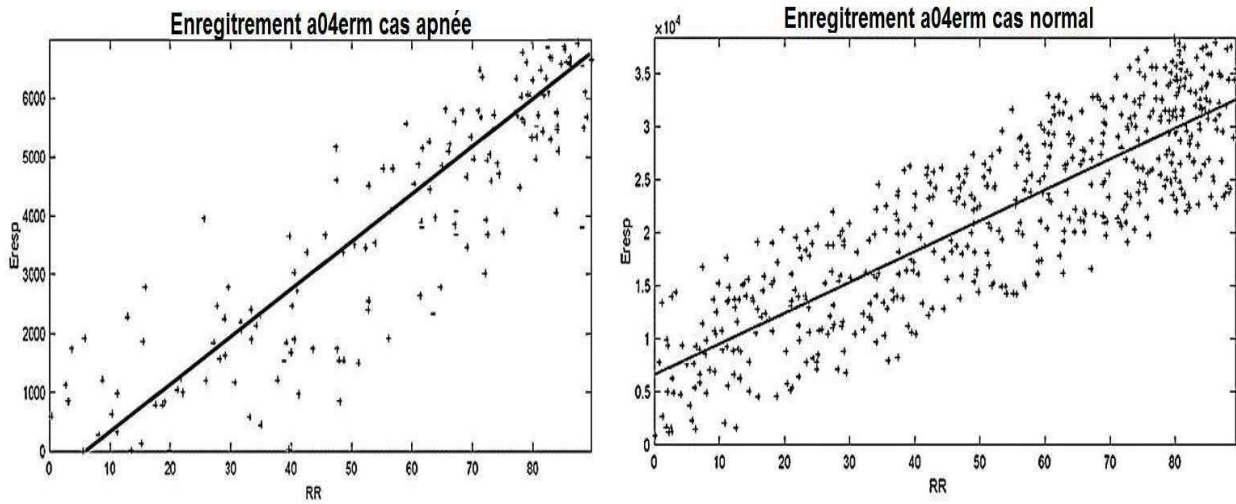


Figure III.17 : Diagramme de dispersion (scatter plot) de l'enregistrement a04erm. Le coté gauche de la figure correspond à une séquence de troubles respiratoires d'apnée.

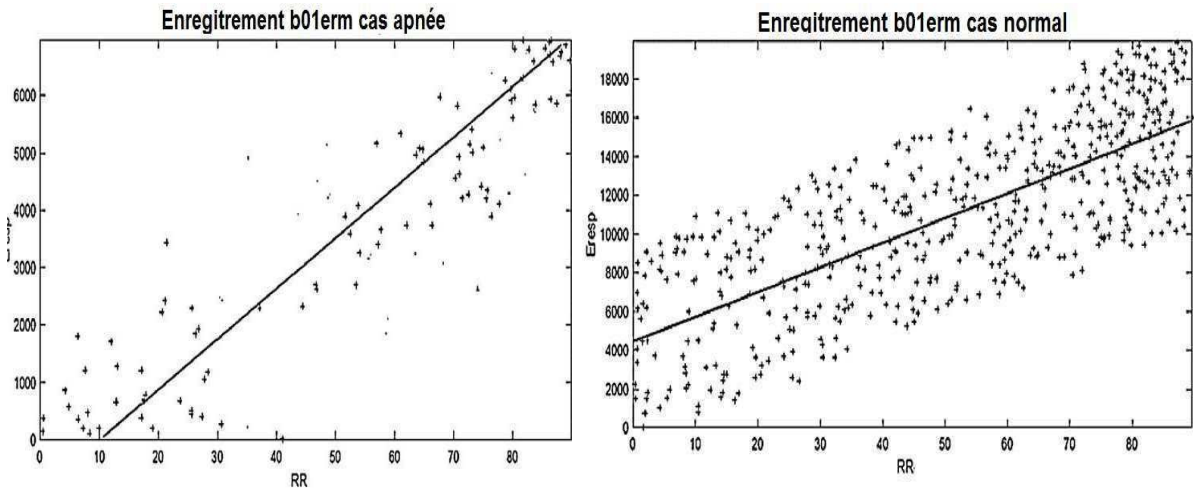


Figure III.18 : Diagramme de dispersion (scatter plot) de l'enregistrement b01erm. Le coté gauche de la figure correspond à une séquence de troubles respiratoires d'apnée.

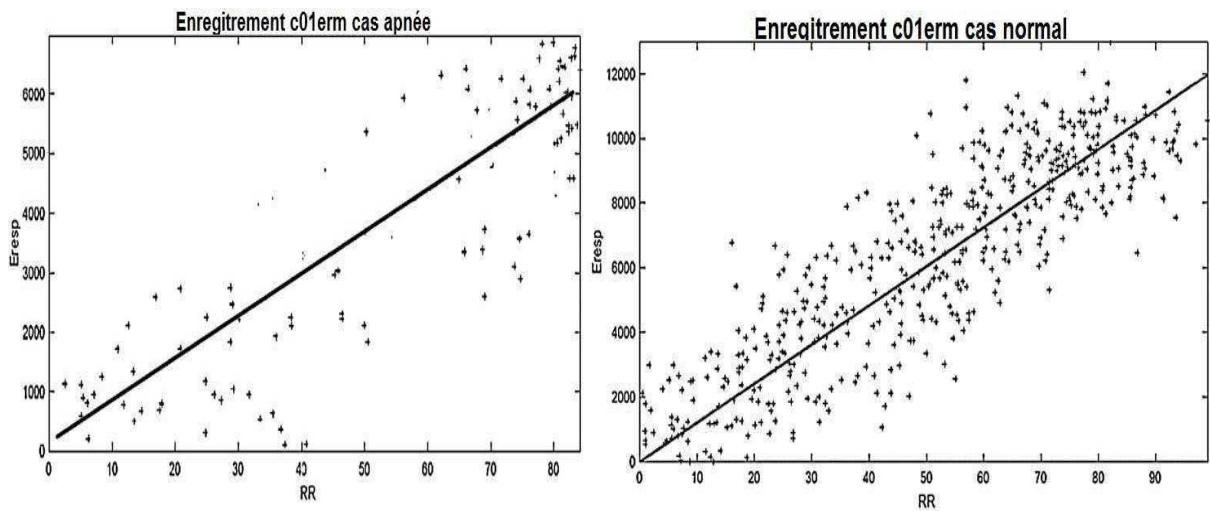


Figure III.19 : Diagramme de dispersion (scatter plot) de l'enregistrement C01erm. Le coté gauche de la figure correspond à une séquence de troubles respiratoires d'apnée.

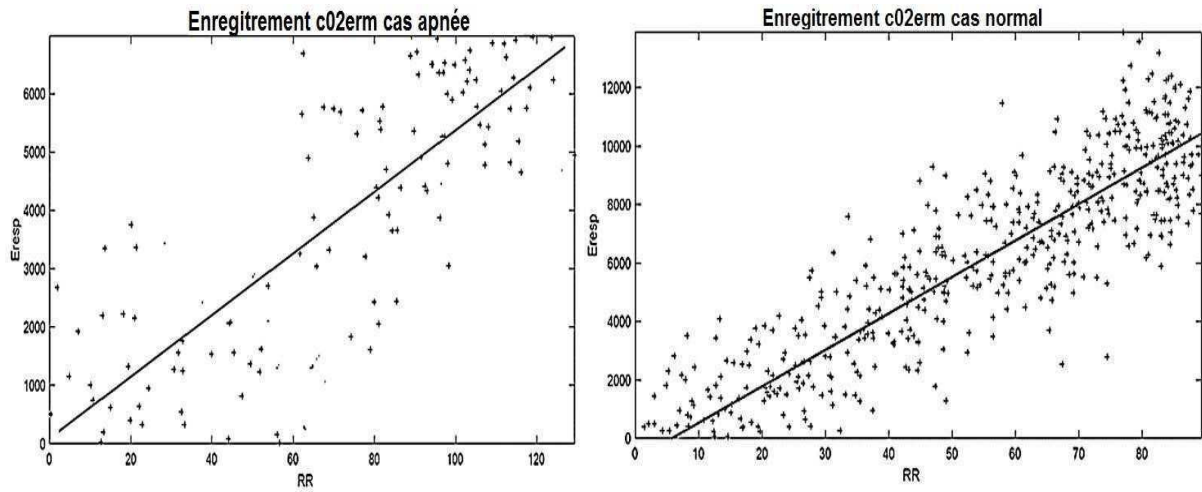


Figure III.20 : Diagramme de dispersion (scatter plot) de l'enregistrement C02erm. Le côté gauche de la figure correspond à une séquence de troubles respiratoires d'apnée.

Enregistrement	Coefficient de corrélation (r_p)	
	Séquence normale	Séquence apnée
a01erm	0.9545	0.8560
a02erm	0.9654	0.8912
a03erm	0.9458	0.8414
a04erm	0.9684	0.8684
b01erm	0.9687	0.8457
b02erm	0.9657	0.8725
c01erm	0.9785	0.8356
<i>mean ± std</i> (<i>min – max</i>)	0.96385 ± 0.01062 (0.9458 – 0.9785)	0.85868 ± 0.01979 (0.8457 – 0.8912)

Tableau III.2 : Les coefficients de corrélation de Pearson pour chaque enregistrement (Séquence normale et apnée)

III.4. Discussion des résultats

Les résultats présentés dans les figures ci-dessus ainsi que dans le tableau III.2, montrent une forte corrélation entre l'énergie du rythme respiratoire et la variabilité du rythme cardiaque. En cas de présence d'un cycle d'apnée, le taux de corrélation diminue. Cette diminution est due aux différentes fluctuations et variations aléatoires au niveau de la morphologie du signal ECG (voir figure III.21).

Ces changements de morphologie peuvent induire des erreurs de diagnostic. En fait, ces variations aléatoires du signal ECG peuvent être interprétées comme une pathologie cardiaque, mais en réalité, elles représentent une apnée ou une autre pathologie liée au signal respiratoire. Ainsi et afin d'éviter ces erreurs de diagnostic, nous avons divisé le nuage de points en trois régions comme représenté sur la figure III.22. Ces régions sont les suivantes :

- Région infectée : Dans ce cas, nous pouvons trouver; le cas normal et aussi les pathologies liées à la respiration; Par exemple: l'apnée, les syndromes restrictifs, la bradypnée, la dyspnée, la polypnée, la tachypnée, l'apnée du sommeil.
- Région semi infectée : Cette région comprend les cas pathologiques suivants: bigémie ventriculaire, fibrillation auriculaire et stimulateur cardiaque ectopique auriculaire.
- Région non infectée: Nous pouvons trouver: battement ventriculaire prématuré, tachycardie et fibrillation ventriculaire.

À partir de cette classification, nous pouvons situer un rythme cardiaque anormal causé par une maladie cardiaque et un rythme cardiaque anormal causé par la respiration suite à une pression thoracique. De plus, nous pouvons situer le moment de l'apparition de chaque pathologie.

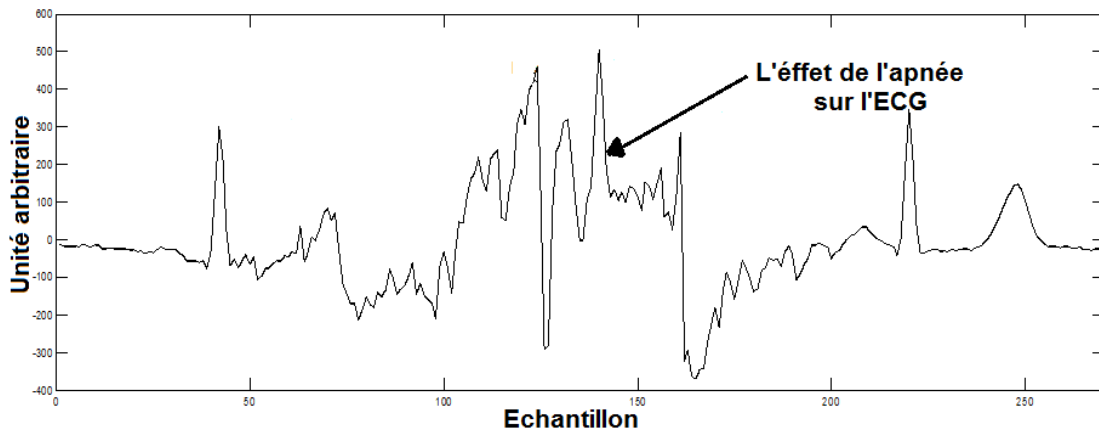


Figure III.21 : Dans cette figure, une séquence d'apnée s'affiche avec des fluctuations et des variations aléatoires dans le signal ECG.

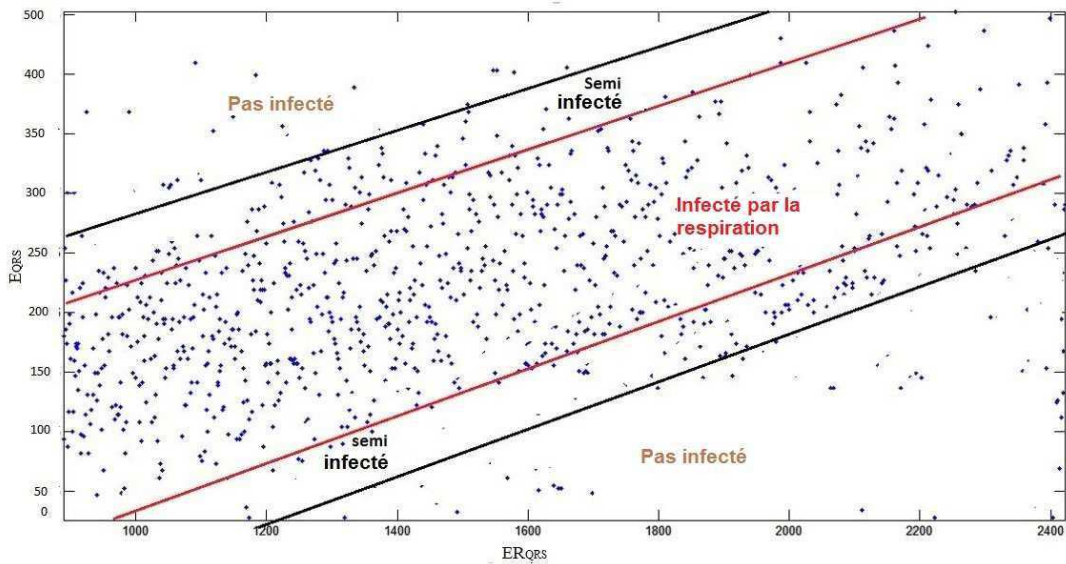


Figure III.22 : Le diagramme de dispersion des énergies du complexe QRS et du signal respiratoire est divisé en trois régions: la région infectée, la région semi infectée et la région non infectée.

III.5. Conclusion

D'après les différents résultats obtenus et présentés dans ce chapitre, nous pouvons dire que l'énergie du signal respiratoire affecte l'énergie du complexe QRS. On note aussi une forte corrélation entre l'énergie du signal respiratoire et la variabilité du rythme cardiaque. La forte relation existante entre les deux signaux en question (signal respiratoire et le signal ECG) peut nous aider à élaborer un algorithme de classification fiable. Le nombre de classes qu'on peut obtenir est trois, à savoir : un cas normal, un rythme cardiaque anormal causé par une maladie cardiaque et une arythmie cardiaque causée par la respiration suite à une pression thoracique.

L'étude menée dans le cadre de ce travail va énormément aider le cardiologue pour éviter des erreurs et des faux diagnostics. Elle peut aussi être utilisée pour aider à déterminer la présence d'une apnée du sommeil et de détecter les troubles dans le signal ECG causés par le signal respiratoire sans les considérer comme étant des pathologies cardiaques.

Chapitre IV : Extraction du signal respiratoire à partir du signal électrocardiogramme (ECG)

IV.1. Introduction

Plusieurs techniques sont utilisées pour la surveillance des voies respiratoires (spirométrie, pléthysmographie et Pneumographie). La spirométrie est la plus fréquente des tests de contrôle de la fonction pulmonaire. Elle consiste en une série d'examens des fonctions respiratoires. Le but d'une spirométrie est de mesurer les volumes d'air mobilisés par les mouvements respiratoires et les débits ventilatoires. Ces tests déterminent de manière relativement simple les paramètres de différentes capacités pulmonaires, les volumes pulmonaires et les débits d'air (inspiration, expiration) d'un patient, dans le but de diagnostiquer certaines pathologies respiratoires (asthmes, BPCO et autres) ou de suivre leur évolution. La spirométrie apporte des informations très précises concernant les maladies respiratoires, spécialement les maladies dites obstructives (broncho-pneumopathie chronique obstructive, BPCO) et restrictives. Il existe deux principaux types de spirométrie : simple et forcée. La pléthysmographie (du grec plethysmo, « augmentation ») est un ensemble de méthodes servant à mesurer des volumes. En médecine, elle est principalement utilisée en cardiologie et en pneumologie. En cardiologie, elle est utilisée pour mesurer le débit cardiaque de manière non invasive. La technique consiste à mesurer l'augmentation du volume sanguin, lors de l'occlusion du retour veineux. Les principes de la pléthysmographie sont utilisés dans l'industrie du sport pour la fabrication de cardiofréquencemètres sans capteur de poitrine (qui utilise traditionnellement une méthode électrocardiographique) : le rythme cardiaque est mesuré par pléthysmographie par effet photoélectrique, un capteur éclairant les artères du poignet où il est fixé. En pneumologie, la pléthysmographie étudie les volumes pulmonaires non mobilisables (VR, CRF, VGT), en cabines étanches dans lesquelles les variations de pressions sont enregistrées par un capteur de pression associé à un spiromètre. Il s'agit d'un complément indispensable à la spirométrie. La spirométrie est le test pulmonaire principal et il est essentiel pour l'évaluation et la surveillance des maladies respiratoires (Garcia-rio et al., 2013). Une autre façon de mesurer le volume d'air présent dans

les poumons à la fin de l'expiration passive est avec un pléthysmographe corporel (C., 1877 ; West, 2012).

La pneumographie d'impédance est également utilisée dans la mesure de la fréquence respiratoire (Heck et al., 1972 ; North et al., 1972). De nombreuses études sont faites sur l'influence des mouvements respiratoires sur la forme du signal ECG. Les plus connus sont les travaux de recherche réalisés par Einthoven et al. (1950). Ainsi, divers travaux ont été mis au œuvre pour extraire le signal respiration directement à partir de l'ECG (électrocardiogramme).

IV.2. Travaux réalisés sur l'extraction du signal respiratoire à partir du signal ECG

Dans la littérature, de nombreuses publications récentes sur l'estimation du signal respiratoire à partir du signal ECG (ECG-EDR) ont été faites. Une estimation basée sur la fréquence respiratoire pendant les tests de stress est proposée par Bailón et al. (2006). Mirmohamadsadeghi et al. (2014) proposent un algorithme de suivi de fréquence instantanée pour l'estimation de la fréquence respiratoire à partir du signal ECG. Une interférence myogramme respiratoire a été extraite à partir du signal ECG pour caractériser les troubles respiratoires liés au sommeil dû à la fibrillation auriculaire (Maier et al., 2014). Trois autres procédés d'extraction de la respiration de l'ECG de surface ont été proposés par Helfenbein et al. (2014), à la fois l'électrocardiogramme (ECG) et l'électromyogramme (EMG) sont utilisés pour estimer le signal respiratoire à partir de l'ECG. Un filtre homomorphique est également utilisé pour extraire le signal respiratoire à partir de l'ECG (Sharma et al., 2015). L'analyse en composantes principales (ACP) et sa version non linéaire PCA du noyau (KPCA) a été utilisée pour estimer un signal respiratoire de substitution de l'ECG (Tiinanen et al., 2015).

Dans ce chapitre, quatre nouvelles méthodes sont proposées pour extraire le signal respiratoire de l'électrocardiogramme ECG. La première méthode que nous avons mise en place est basée sur des mesures d'intervalle ECG. La deuxième est basée sur la mesure de l'énergie de complexe QRS. La troisième méthode proposée est un procédé de transformation en ondelettes, en fonction de l'ondelette chapeau Mexicain pour estimer le signal respiratoire. Enfin, nous proposons une quatrième méthode d'estimation du signal respiratoire en combinant les trois premières méthodes proposées. La performance des techniques EDR (Electrocardiogram derived respiration signal) proposées sont comparées à trois autres travaux récemment publiés en 2015 : Analyse de composants indépendants adaptés (AICA), analyse de composantes principales adaptée (APCA) et analyse des composantes principales du noyau

(KPCA) (Tiinanen et al., 2015). Les différents tests ont été effectués sur la base de données Fantasia, disponible gratuitement sur Physionet (*PhysioBank database*, 2016 ; Goldberger et al, 2000). Une corrélation d'amplitude est utilisée pour comparer les signaux respiratoires dérivés du signal ECG obtenus avec le signal de respiration de référence. La base de données utilisée comprend 40 signaux simultanément enregistrés (20 vieux de 68 à 85 ans et 20 jeunes de 20 à 34 ans). La fréquence d'échantillonnage est de 250 Hz. Tous les sujets sont dans un état de repos regardant le film Fantasia (Disney, 1940) pour aider à maintenir les personnes en vigilance.

IV.3. Description des méthodes proposées

La figure IV.1 illustre sous forme d'un schéma bloc, l'algorithme proposé pour estimer le signal respiratoire à partir du signal ECG. Le processus est divisé en un certain nombre d'étapes successives comme suit :

- Détection des paramètres du signal ECG ;
- Estimer le signal respiratoire en utilisant les intervalles du signal ECG (1^{er} méthode);
- Mesure de l'énergie du complexe QRS pour l'estimation du signal respiratoire (deuxième méthode) ;
- Analyse de l'ECG en utilisant l'ondelette Chapeau Mexicain pour l'estimation du signal respiratoire (troisième méthode);
- Estimation du signal respiratoire final (quatrième méthode).

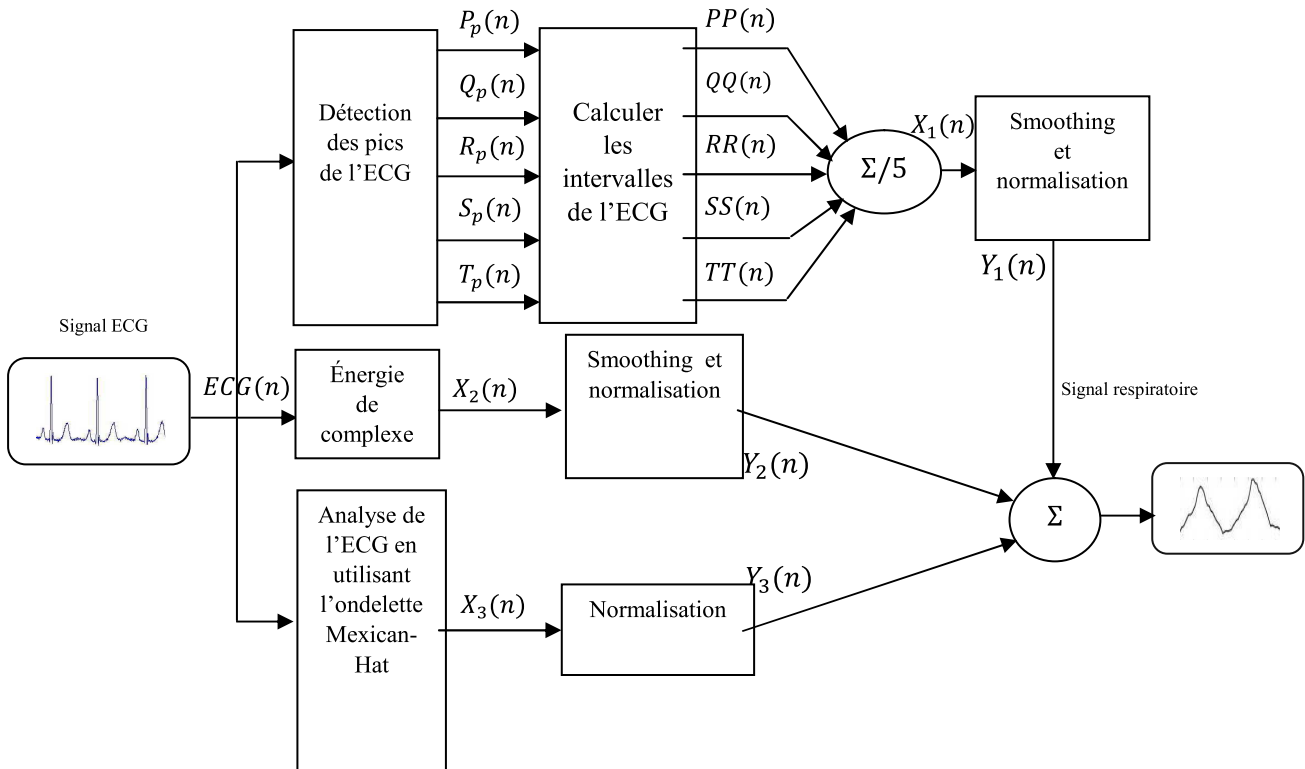


Figure IV.1 : Schéma bloc de l'algorithme proposé

IV.3.1. Détection des paramètres du signal ECG

La première étape dans notre travail est de détecter les paramètres du signal ECG (P, Q, R, S et T). La détection de la position de pic R est décrite dans les chapitres précédents en utilisant le même algorithme que celui décrit par Hadj Slimane et al. (2010).

A partir de la position de pics R (R_p), on va détecter les ondes P, Q, R, S et T (P_p , Q_p , R_p , S_p et T_p) on utilisant la méthode décrite par Bachir et al. (2013) et Hadj Slimane et al. (2008). La figure IV.2 présente un exemple de détection des ondes du signal ECG.

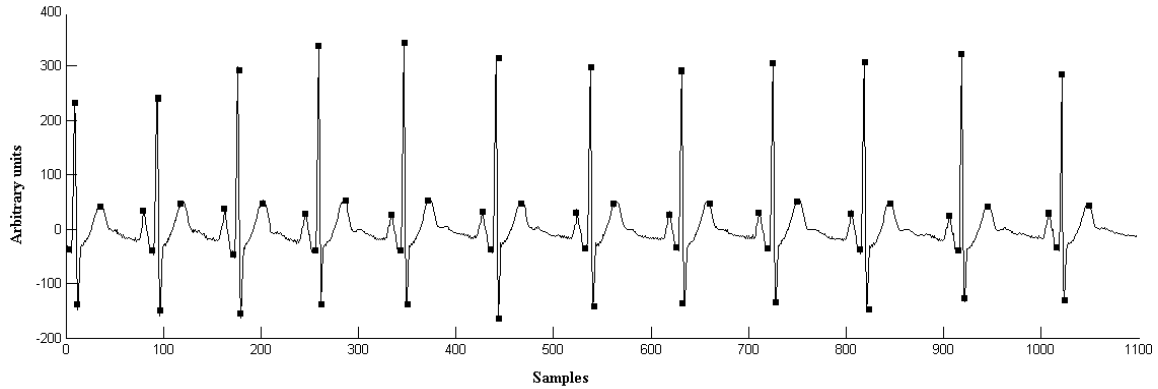


Figure IV.2 : Exemple d'une détection des ondes PQRST du signal ECG.

IV.3.2. Mesure des intervalles du signal ECG pour l'estimation du signal respiratoire (1^{er} méthode)

Une fois que les pics PQRST ont été détectés, nous pouvons calculer les intervalles PP-QQ-RR-SS-TT comme suit :

$$PP(n) = P_p(n) - P_p(n - 1) \quad (IV.1)$$

$$QQ(n) = Q_p(n) - Q_p(n - 1) \quad (IV.2)$$

$$RR(n) = R_p(n) - R_p(n - 1) \quad (IV.3)$$

$$SS(n) = S_p(n) - S_p(n - 1) \quad (IV.4)$$

$$TT(n) = T_p(n) - T_p(n - 1) \quad (IV.5)$$

Où: $n = 2 \dots N - 1$

N est le nombre de battements du cœur pour chaque enregistrement.

A partir des intervalles PP-QQ-RR-SS-TT, on calcule :

$$X_1(n) = \frac{PP(n) + QQ(n) + RR(n) + SS(n) + TT(n)}{5} \quad (IV.6)$$

La séquence $X_1(n)$ est indexée à l'ordre des battements n et elle est utilisée comme une fréquence cardiaque. Un exemple de séries d'intervalles X_1 et RR extrait d'un enregistrement réel d'un signal ECG ainsi que le diagramme de dispersion sont représentés sur les figures IV.3.a, IV.3.b et IV.3.c. Dans la figure 3.c, nous allons construire de nouveaux points de données dont l'intervalle est connu à partir du nombre de point qui se situent entre $R_p(n)$ et $R_p(n + 1)$. Pour cela, les amplitudes des différentes pointes construisent une ligne droite entre deux points voisins (figure IV.3.d). Une opération de lissage sera ensuite appliquée au signal résultant (figure IV.3.e et IV.3.f). Le filtre Savitzky-Golay avec quelques modifications est utilisé pour améliorer la qualité du signal utilisé afin de reproduire le signal respiratoire (Savitsky et al., 1964 ; Press et al., 2007 ; Wikipedia).

Chaque valeur de données $XS_1(n)$ (figure IV.3.e) est obtenue par une combinaison linéaire de $X_1(n)$ sur lui-même et d'un certain nombre de voisins proches comme suit :

$$XS_1(n) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{2l} X_1(n - l + k) * P(k) \quad (IV.7)$$

Où $P(k)$ est les coefficients de convolution et M est défini par:

$$M = \sum_{k=0}^{2l} P(k) \quad (IV.8)$$

L'algorithme fonctionne mieux avec $l=3$ et $M=21$.

On obtient :

$$XS_1(n) = \frac{1}{21} (-2X_1(n - 3) + 3X_1(n - 2) + 6X_1(n - 1) + 7X_1(n) + 6X_1(n + 1) + 3X_1(n + 2) - 2X_1(n + 3)) \quad (IV.9)$$

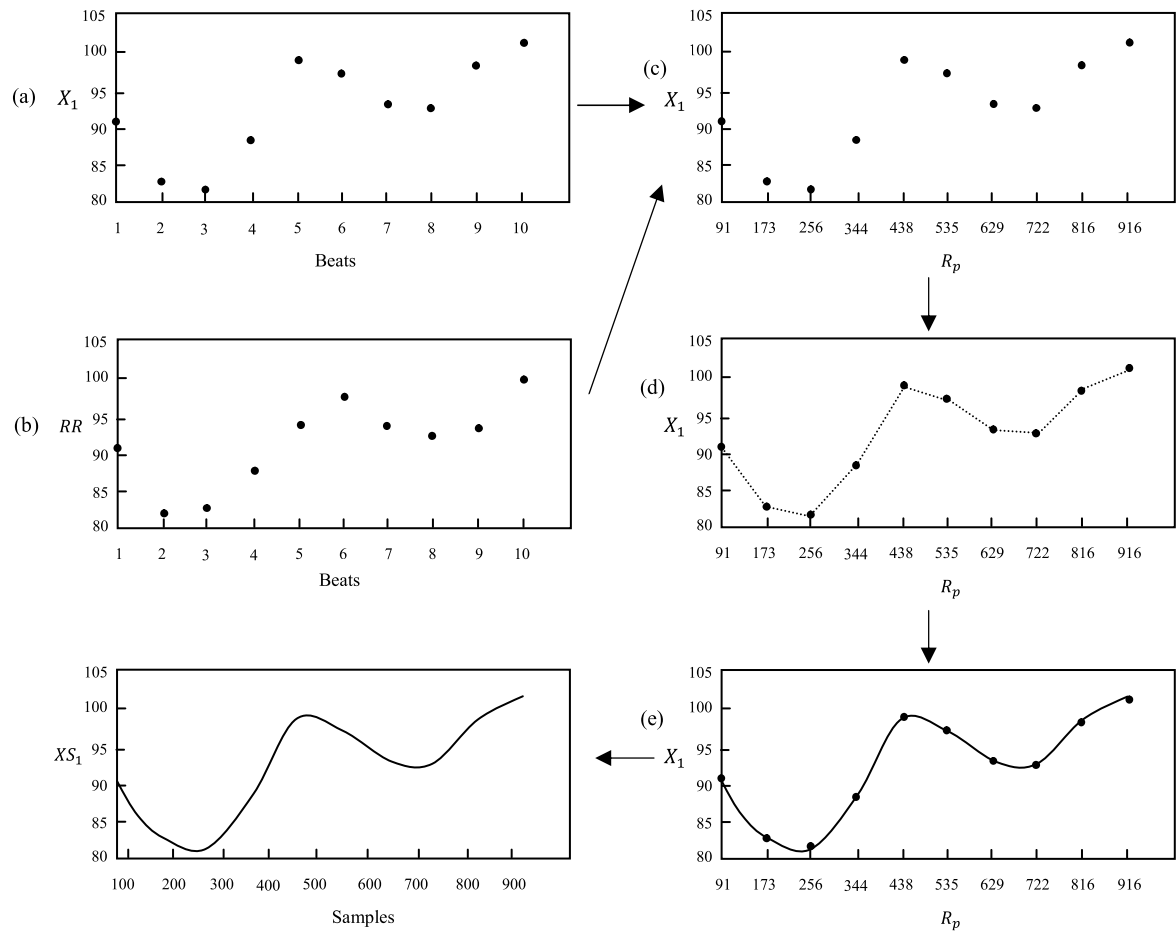


Figure IV.3 : Processus de lissage (a) Série d'intervalles X_1 (b) Série d'intervalles RR (c) Diagramme de dispersion entre X_1 et R_p (d) Une ligne droite entre les points voisins est tracée (e) (f) Résultats du processus de lissage

IV.3.3. Estimation du signal respiratoire en utilisant l'énergie du complexe QRS (deuxième méthode)

L'énergie du complexe QRS est définie comme étant :

$$E_{QRS} = \sum_{n=Q_p}^{S_p} |ECG(n)|^2 \quad (IV.10)$$

Où Q_p et S_p sont respectivement le début et la fin du complexe QRS.

Pour l'énergie du complexe QRS (E_{QRS}) on va poser :

$$X_2(n) = E_{QRS}(n) \quad (IV.11)$$

Où : $n = 1 \dots N$

N est le nombre de battements du cœur pour chaque enregistrement.

Les mêmes étapes décrites dans la section IV.3.2 seront utilisés pour estimer le second signal respiratoire dérivé du signal ECG. Le signal reçu après le processus de lissage est notée $XS_2(n)$, Il est calculé en utilisant la formule IV.12 comme *suit.*:

$$XS_2(n) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{2l} X_2(n-l+k) * P(k) \quad (IV.12)$$

Même chose, l'algorithme fonctionne mieux pour $l=3$ et $M=21$.

IV.3.4. Analyse du signal ECG en utilisant l'ondelette chapeau Mexicain pour la l'estimation du signal respiratoire (troisième méthode)

Un procédé de transformation en ondelettes, en fonction de l'ondelette chapeau Mexicain a été utilisé pour estimer le troisième signal respiratoire dérivé du signal ECG. L'ondelette chapeau mexicain est décrite par l'équation suivante :

$$\psi(t) = \frac{2}{\sqrt{3}} \pi^{-\frac{1}{4}} (1-t^2) e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (IV.13)$$

La fonction est appelée "ondelette mère" ou "ondelette de base.

Comme le montre la figure IV.4, l'ondelette chapeau Mexicain a un profil similaire par rapport à la morphologie du signal ECG, ce qui constitue un choix idéal dans notre travail.

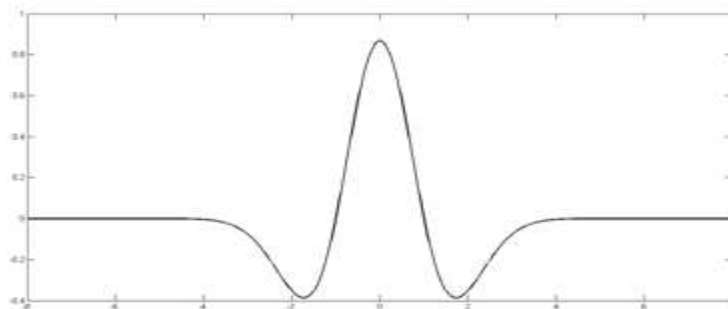


Figure IV.4 : Ondelette chapeau mexicain.

Les ondelettes sont générées à partir de l'ondelette mère unique par une mise à l'échelle de a et le décalage de b comme décrit par l'équation suivante :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (IV.14)$$

Dans la transformée en ondelettes discrète (DWT), les paramètres d'échelle et de décalage sont discrétisés par $a = 2^j$ et $b = n.2^j$. Les ondelettes d'analyse sont également discrétisée comme suit :

$$W(i, m) = 2^{-\frac{i}{2}} \sum_{n \in \mathbb{Z}} x(n) \psi\left(\frac{n}{2^i} - m\right) \quad (IV.15)$$

$W(i, m)$ est également appelé coefficients de la transformée en ondelettes discrète.

En utilisant la DWT (transformée en ondelette discrète), le signal ECG est décomposé avec un filtre passe-bas en approximations et avec un filtre passe-haut en détails (voir figure IV.5).

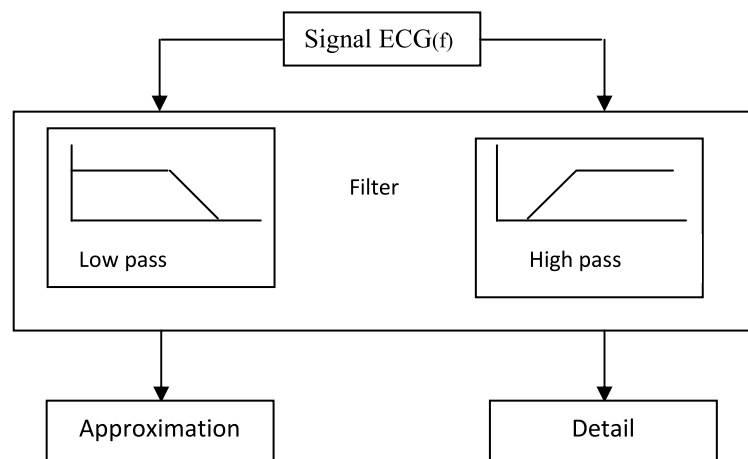


Figure IV.5 : Le signal ECG est décomposé avec un filtre passe-bas en approximations et d'un filtre passe-haut en détails

Les coefficients au niveau $j + 1$ sont calculés à partir des coefficients du niveau j , ce qui est illustré dans la figure IV.6. La structure des coefficients pour le niveau $j = 3$ est illustrée dans la figure IV.7.

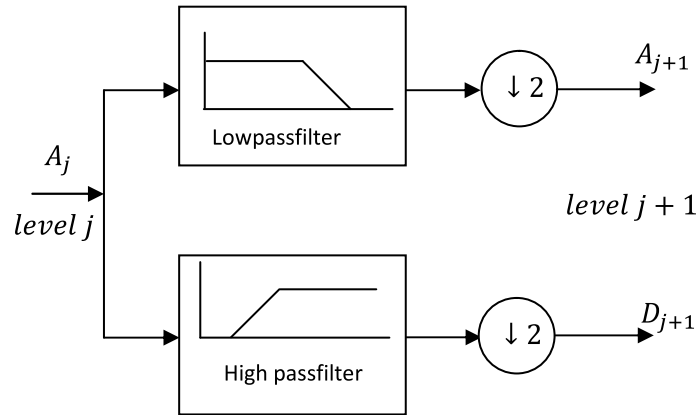


Figure IV.6 : Coefficients calculés au niveau $j + 1$ à partir des coefficients du niveau j

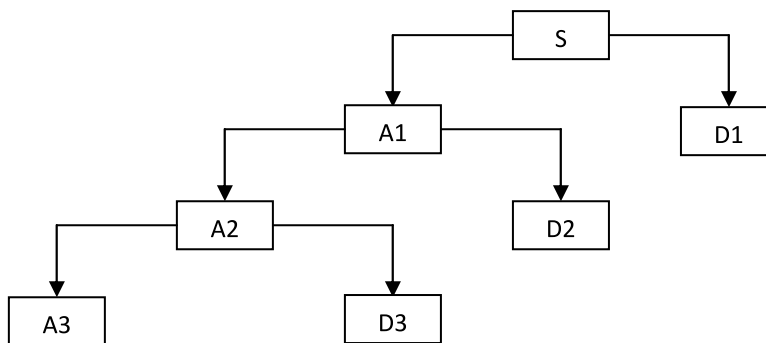


Figure IV.7 : Structure des coefficients pour le niveau $j=3$

Dans notre étude, nous utilisons la DWT pour décomposer le signal ECG en approximations et en détails. La prochaine étape est de mesurer le spectre de fréquence pour les signaux d'approximation. Ils sont représentés dans la figure IV.8. Dans la même figure, on trouve le spectre de fréquence des signaux ECG et respiratoires. Le signal respiratoire (resp) représenté dans la figure IV.8 est le signal d'origine.

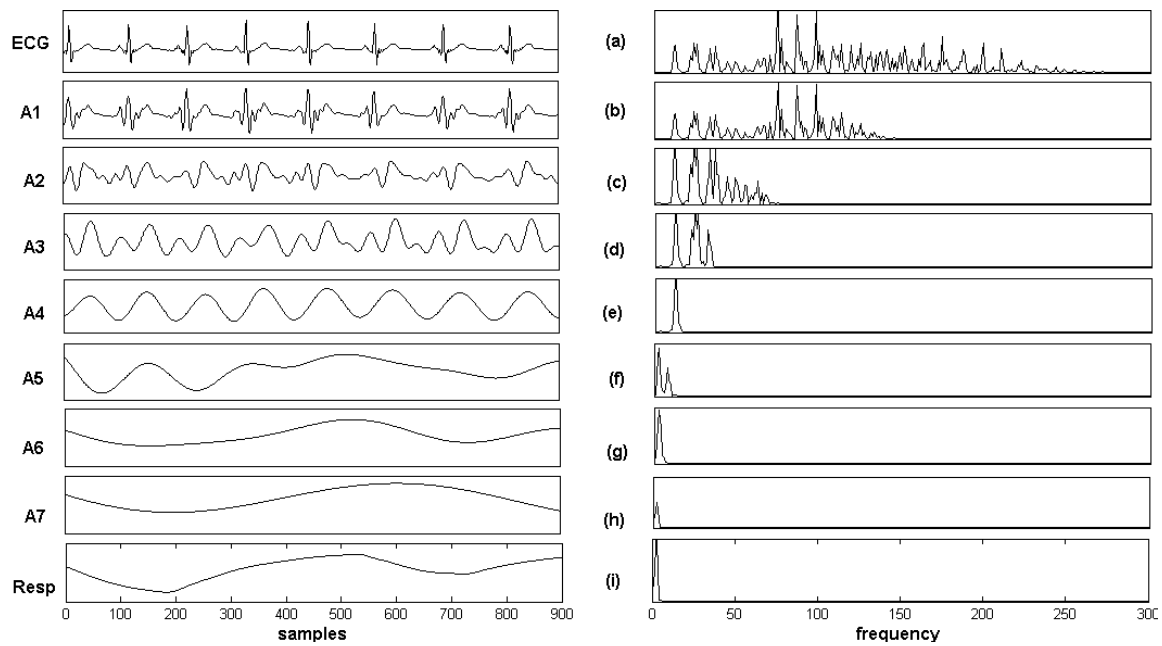


Figure IV.8 : Représentation des spectres de fréquence pour les signaux d'approximation.

À partir des signaux d'approximation, le signal de respiratoire estimé ($resp_e$) représente l'approximation où son spectre de fréquence est le plus comparable à celui du signal respiratoire initial Resp. Sur la figure IV.8, on peut voir clairement que le signal respiratoire estimé $resp_e$, que nous cherchons, correspond à l'approximation du niveau 6 (A_6). L'organigramme est également représenté sur la figure IV.9.

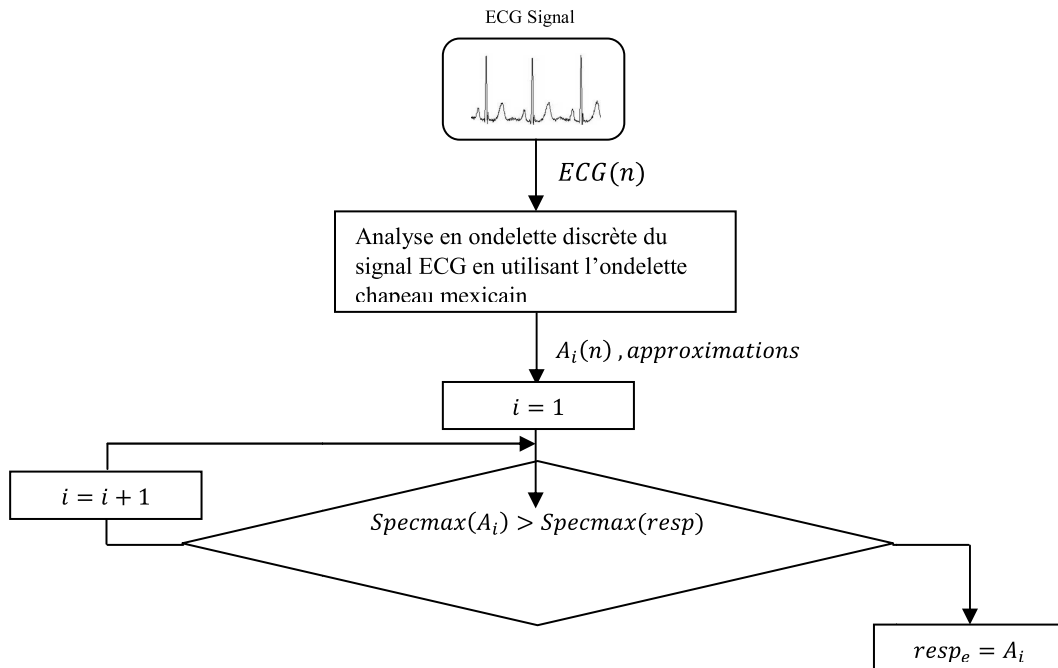


Figure IV.9 : Organigramme pour l'estimation du spectre de fréquence (troisième méthode)

IV.3.5. Estimation du signal respiratoire en s'inspirant des trois méthodes proposées

Dans l'étape suivante, le signal final estimé est obtenu en additionnant les trois signaux respiratoires obtenus par les différentes méthodes décrites dans IV.3. (2.3.4). Une normalisation en amplitude est nécessaire pour régulariser chaque signal estimé. Les figures IV.10 (a), (b) et (c) représentent les trois signaux respiratoires estimés. Les figures IV.10 (d), (e) et (f) illustrent le résultat du processus de normalisation.

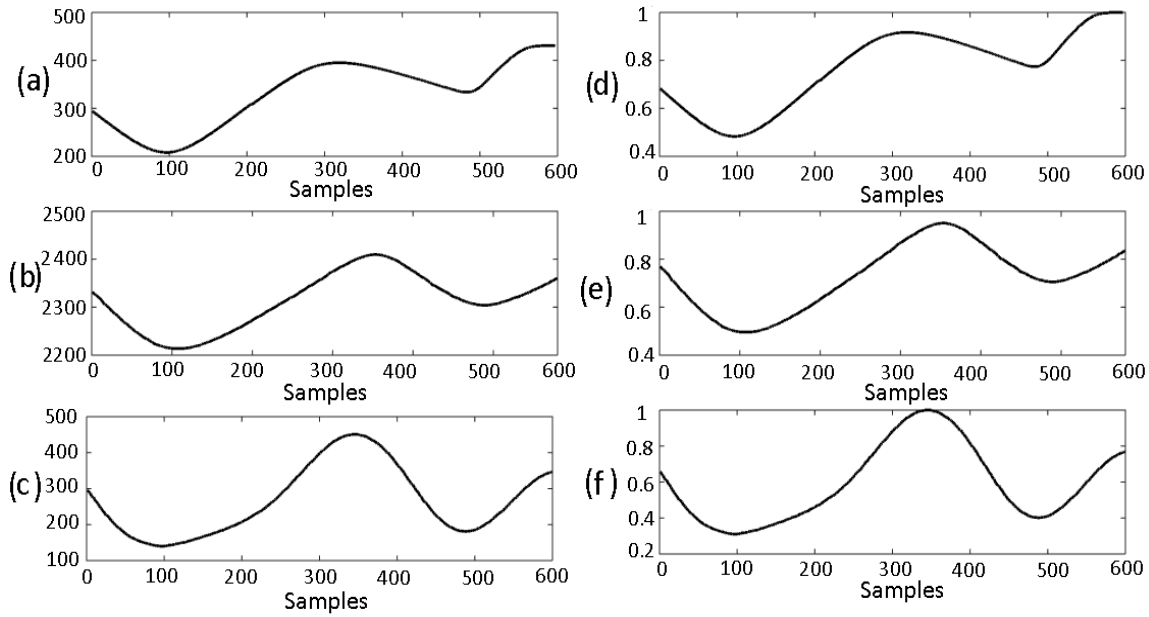


Figure IV.10 : Résultats du processus de normalisation pour les trois premières méthodes EDR proposée (a), (b) et (c) les signaux EDR estimées (d), (e) et (f) les signaux EDR normalisées

IV.4. Application des quatre méthodes sur des signaux ECG réels

La performance des quatre approches proposées dans ce chapitre, sont évalués en utilisant la corrélation de Pearson et le module de la fonction de cohérence (magnitude square coherence, MSC). Ces coefficients sont utilisés pour comparer les signaux respiratoires estimés avec le signal respiratoire de référence.

Le coefficient de corrélation de Pearson entre les deux variables s'écrit comme suit :

$$r_p(X, Y) = \frac{Cov(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (IV. 16)$$

Avec :

$$Cov(X, Y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X(i) - \bar{X})(Y(i) - \bar{Y}) \quad (IV. 17)$$

Dans notre cas: $X(i) = Resp(i)$; $Y(i) = Respe_k(i)$; $i = 1 \dots N$ et $k = 1..4$

Resp est le signal de référence et Respe est le signal estimé à partir de l'ECG.

N représente la longueur du signal respiratoire et k est l'ordre de notre algorithme proposé.

\bar{X} et \bar{Y} sont les valeurs moyennes. σ_x et σ_y sont les écarts types.

Afin d'obtenir une corrélation significative dans le domaine fréquentiel entre le signal respiratoire estimé et le signal respiratoire de référence, on calcule le module de la fonction de cohérence (magnitude square coherence, MSC), comme suit:

$$MSC(f) = \frac{|P_{xy}(f)|^2}{P_{xx}(f)P_{yy}(f)} \quad (IV.18)$$

Les méthodes sont testées à l'aide de 40 enregistrements de la base de données Physionet Fantasia. Chaque enregistrement comprend des signaux ECG et respiratoire. 20 enregistrements (f1y01, f1y02, f1y10 et f2y01, f2y02, ...f2y10) sont obtenus à partir des sujets jeunes, et 20 autres (f1o01, f1o02, f1o10 et f2o01, f2o02,f2o10) sont obtenus à partir des sujets âgés (*PhysioBank database*, 2016 ; Goldberger et al, 2000).

Le tableau IV.1 résume tous les résultats de corrélation. Les figures IV.11 à IV.13 illustrent quelques uns des résultats de l'estimation du signal respiratoire à partir de signal ECG obtenus sur les trois méthodes.

EDR method	Coefficient de corrélation <i>mean ± std</i> (<i>min – max</i>)	Le module de la fonction de cohérence (MSC) <i>mean ± std</i> (<i>min – max</i>)
Method 1	0.88 ± 0.05 (0.80 – 0.96)	0.89 ± 0.04 (0.81 – 0.99)
Method 2	0.88 ± 0.05 (0.79 – 0.97)	0.89 ± 0.04 (0.82 – 0.98)
Method 3	0.89 ± 0.04 (0.82 – 0.97)	0.92 ± 0.04 (0.84 – 0.99)
Method 4	0.93 ± 0.03 (0.86 – 0.98)	0.94 ± 0.03 (0.87 – 0.99)
AICA	0.84 ± 0.09 (0.61 – 0.98)	0.90 ± 0.09 (0.58 – 0.99)
APCA	0.82 ± 0.13 (0.30 – 0.97)	0.91 ± 0.08 (0.52 – 0.99)
KPCA	0.76 ± 0.16 (0.30 – 0.96)	0.85 ± 0.14 (0.38 – 0.99)

Tableau IV.1 : Résultats obtenus par les quatre méthodes proposées et les méthodes AICA, APCA et KPCA proposées par (Tiinanen et al., 2015).

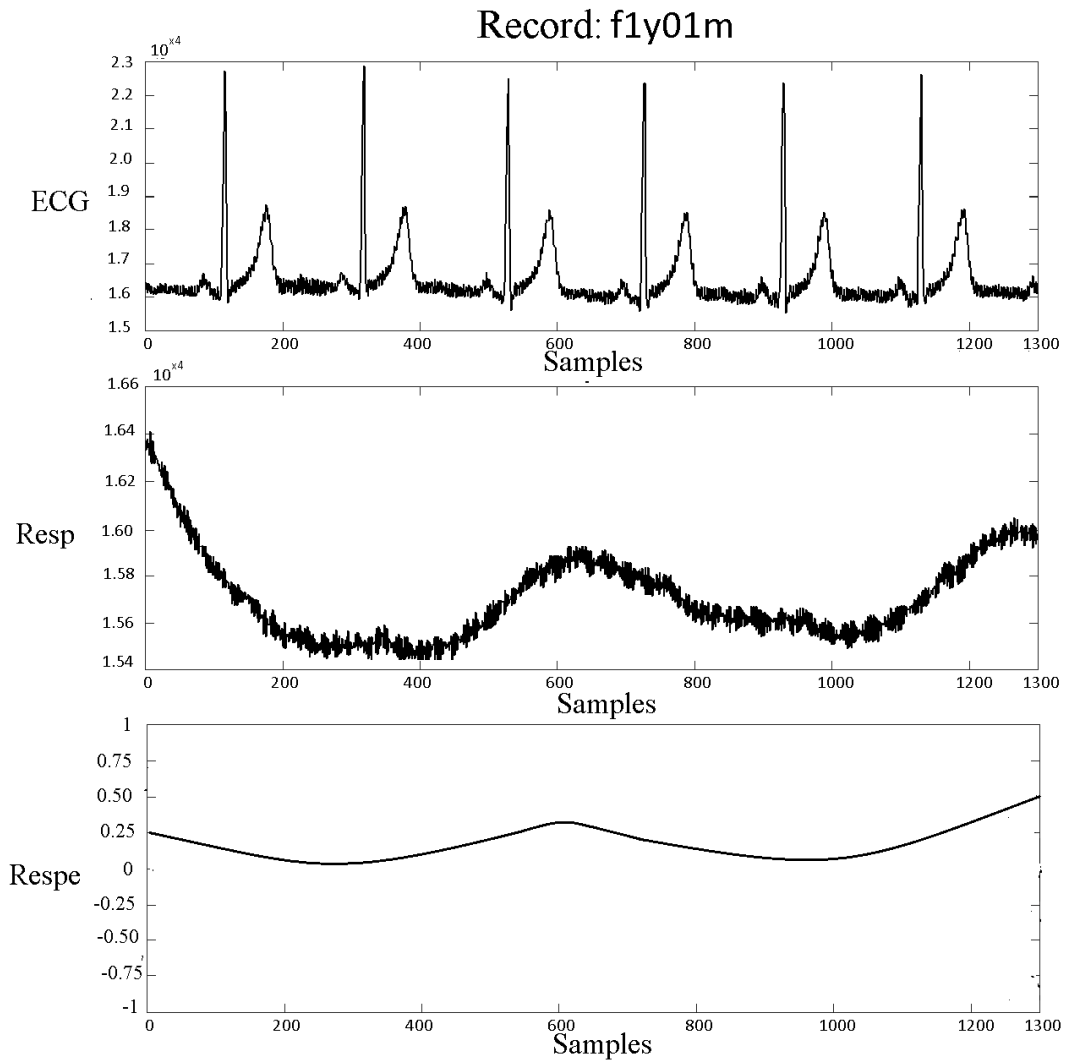


Figure IV.11 : Résultat de l'estimation du signal respiratoire (enregistrement f1y01) (a) Signal ECG (b) Signal respiratoire de référence (c) Signal respiratoire estimé ($r_p = 0.87, MSC = 0.89$)

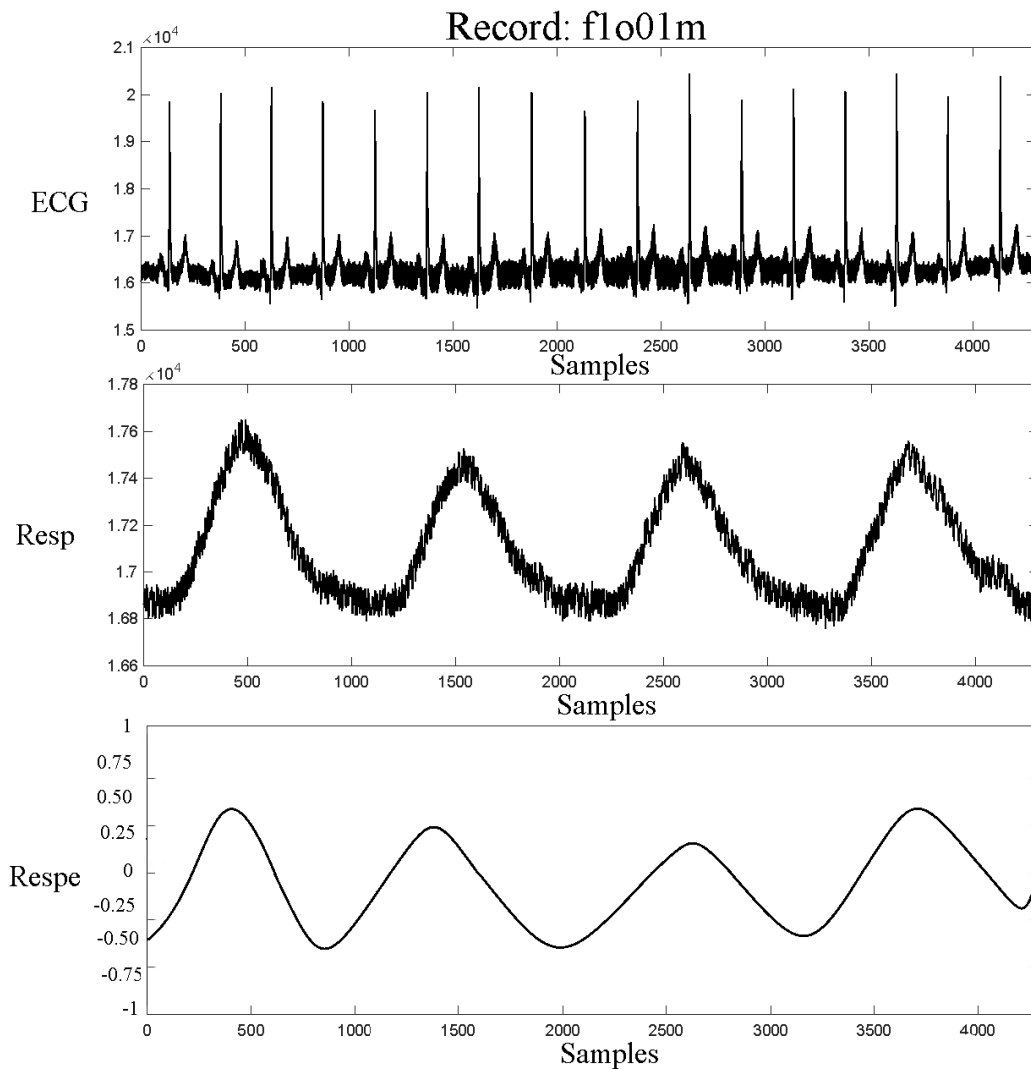


Figure IV.12 : Résultat de l'estimation du signal respiratoire (enregistrement flo01) (a) Signal ECG (b) Signal respiratoire de référence (c) Signal respiratoire estimé ($r_p = 0.97, MSC = 0.99$)

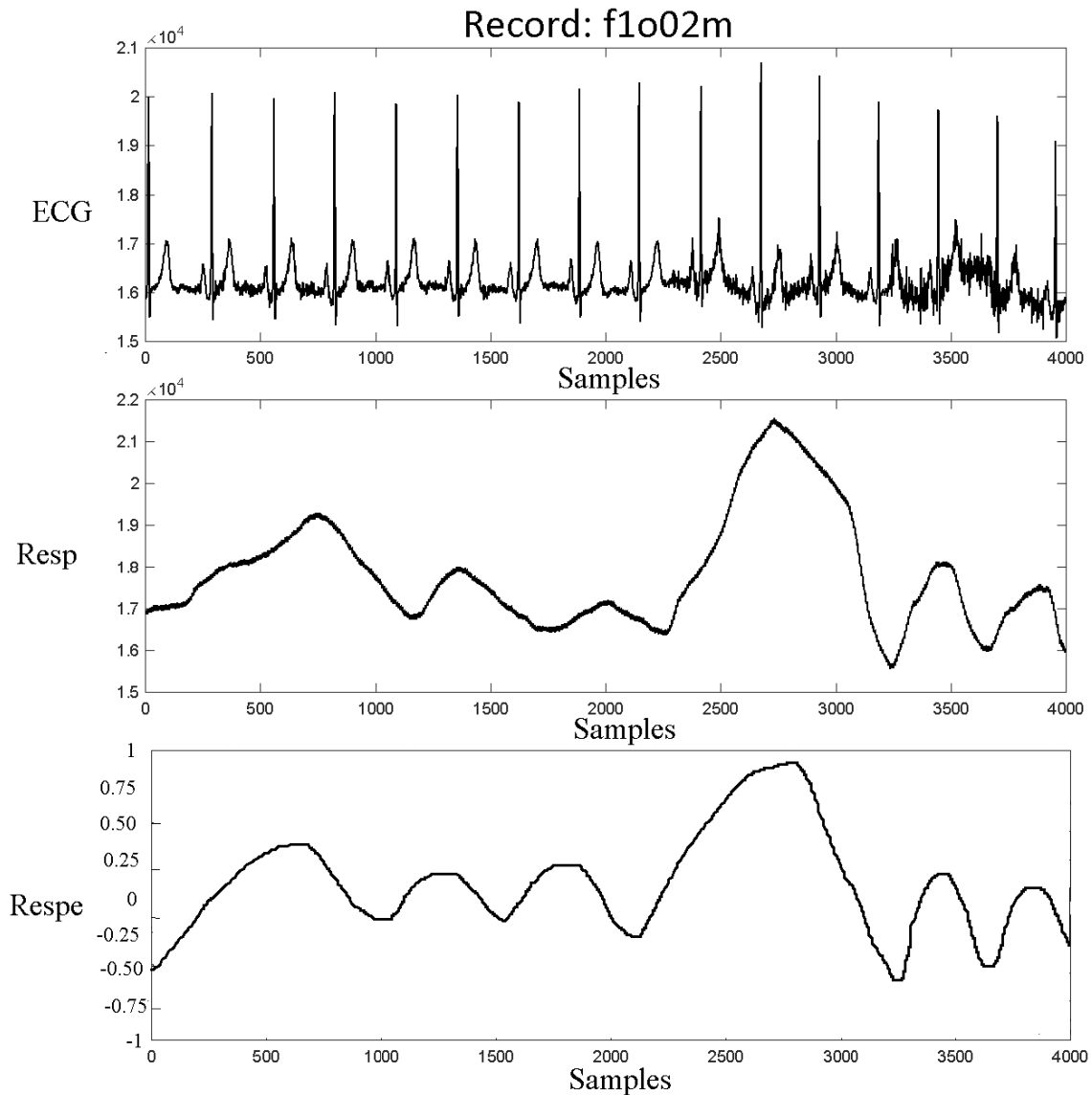


Figure IV.13 : Résultat de l'estimation du signal respiratoire (enregistrement f1o02) (a) Signal ECG (b) Signal respiratoire de référence (c) Signal respiratoire estimé ($r_p = 0.94$, $MSC = 0.96$)

Les quatre méthodes que nous avons développées ont été comparées à trois méthodes récentes proposées par Tiinanen et al. (2015): AICA, APCA et KPCA. Ces auteurs ont également utilisé la même base de données Fantasia, et ils ont évalué leurs algorithmes en utilisant les mêmes coefficients.

Dans le tableau IV.1, nous pouvons constater, que la méthode 4 donne le meilleur résultat grâce à un meilleur taux de corrélation et un meilleur module de la fonction de cohérence (MSC). Nous pouvons également constater que dans les méthodes 1 à 4, les coefficients de corrélation (0,88, 0,88, 0,89 et 0,94, respectivement) sont supérieurs par rapport à ceux obtenus par l'AICA, APCA et la méthode KPCA (0,84, 0,82 et 0,76, respectivement).

IV.5. Conclusion

Dans ce chapitre, quatre nouvelles méthodes ont été développées en vue d'estimer le signal respiratoire à partir du signal ECG. Les deux premières méthodes que nous avons mises en œuvre sont basées sur l'analyse des intervalles du signal ECG ainsi que sur l'énergie du complexe QRS. La troisième méthode proposée utilise l'ondelette chapeau mexicain pour estimer le signal respiratoire. Les trois signaux EDR (ECG-derived estimation) ont été additionnés pour obtenir le signal EDR final. Les méthodes proposées ont été testées sur la base de données Fantasia et évalués en utilisant le coefficient de corrélation et le module de la fonction de cohérence. D'après les résultats obtenus, les quatre méthodes proposées s'avèrent efficaces dans l'estimation du signal respiratoire à partir du signal ECG.

Chapitre V : Analyse du signal ECG et du signal respiratoire en vue d'une classification : Application à la biométrie

V.1. Introduction

La biométrie est la technologie la plus utilisée dans la sécurité d'information. Elle est utilisée dans toutes les activités humaines. Aujourd'hui, plusieurs techniques de biométrie ont été développées et ont prouvé leurs efficacités. Chaque technique est fiable dans un domaine spécifique, en plus chaque technique possède ces erreurs et son pourcentage d'efficacité.

La biométrie est une technologie émergente pour l'authentification ou l'identification d'individus. Afin d'évaluer les systèmes biométriques, nous avons besoin de suivre les étapes suivantes:

- l'évaluation de performance ;
- l'évaluation de la qualité des données biométriques ;
- l'évaluation sécuritaire ;
- et l'évaluation d'usage.

L'ECG représente l'activité électrique du cœur. Plusieurs signaux agissent sur le signal ECG à savoir :

- L'Electromyogramme (EMG) ;
- L'Electroencéphalogramme (EEG) ;
- Et surtout la respiration.

La respiration est le mouvement mécanique des poumons causé par le diaphragme. Ces mouvements causent un changement de pression dans le thorax qui sera aperçu dans le signal ECG.

L'électrocardiogramme a fait l'objet de plusieurs travaux de recherche entrant dans le cadre de l'identification et l'authentification des individus (Coutinho et al., 2013 ; Belgacem et al., 2015).

Dans ce chapitre, un algorithme pour la conception d'un système d'authentification basé sur les paramètres du signal ECG et du signal respiratoire dérivé du signal ECG sera présenté. L'avantage de la méthode proposée est d'extraire les informations à partir d'un seul signal. Sur la figure V.1, on trouve un aperçu d'un signal ECG simultanément enregistré avec un signal respiratoire.

Un groupe de 30 individus a été utilisé pour évaluer la performance de l'algorithme proposé. Tous les enregistrements sont obtenus auprès de volontaires ayant des âges et des sexes différents, 23 jeunes (19-31 ans), 4 adultes (45-47 ans) et 3 enfants (5-12 ans). Les signaux ECG sont obtenus à partir d'électrodes appliquées au bras et à la jambe. La carte d'acquisition qui nous a permis de faire l'ensemble des enregistrements a été décrites en détail lors du chapitre II.

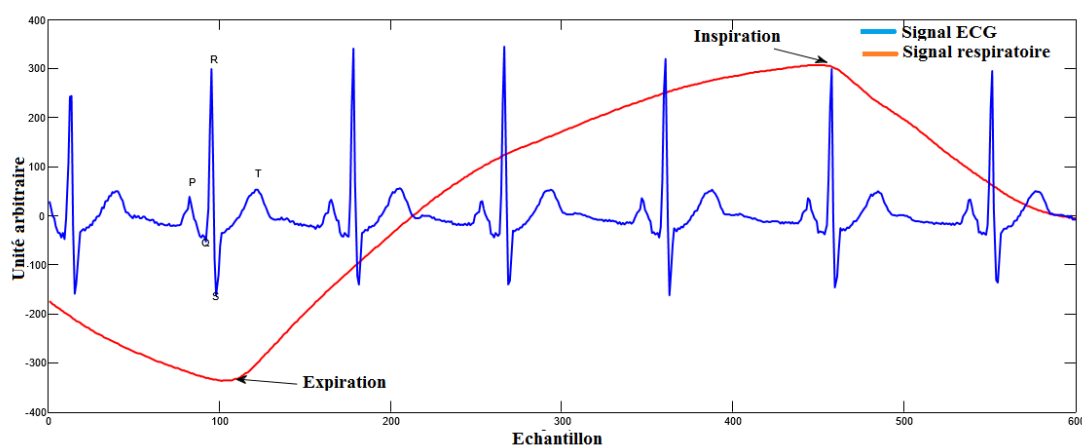


Figure V.1: Exemple d'un signal ECG et signal respiratoire avec les notations standards.

V.2. Les deux principales étapes de la biométrie (Mohamed El Abed, 2011)

Pour extraire des informations valables dans une base de données, il faut suivre les étapes suivantes : La phase enrôlement et la phase vérification

V.2.a. La phase enrôlement

L'enrôlement est la première phase de tout système biométrique. Il s'agit de l'étape pendant laquelle un utilisateur est enregistré dans le système pour la première fois. Elle est commune à la vérification et l'identification.

Pendant l'enrôlement, la caractéristique biométrique est mesurée en utilisant un capteur biométrique afin d'extraire une représentation numérique. Cette représentation est ensuite réduite, en utilisant un algorithme d'extraction bien défini, afin de réduire la quantité de données à stocker pour ainsi faciliter la vérification et l'identification.

V.2.b. La vérification

La vérification d'identité consiste à contrôler si l'individu utilisant le système est bien la personne qu'il prétend être. Le système compare l'information biométrique acquise avec le modèle biométrique correspondant stocké dans la base de données, on parle de test 1:1. Dans ce cas, le système renvoie uniquement une décision binaire (oui ou non) pouvant être pondérée. Le processus de vérification peut être formalisé comme suit : Soit le vecteur d'entrée CU définissant les caractéristiques biométriques de l'utilisateur U extraites par le système, et MU son modèle biométrique stocké dans la base de données, le système retourne une valeur booléenne suite au calcul de la fonction f définie par :

$$f(C_U, M_U) = \begin{cases} \text{vrai} & \text{si } S(C_U, M_U) \geq \tau \\ \text{faux} & \text{sinon} \end{cases} \quad (V.1)$$

V.3. Description de la méthode utilisée

Le schéma bloc de la figure V.2 représente les étapes de la méthode proposée.

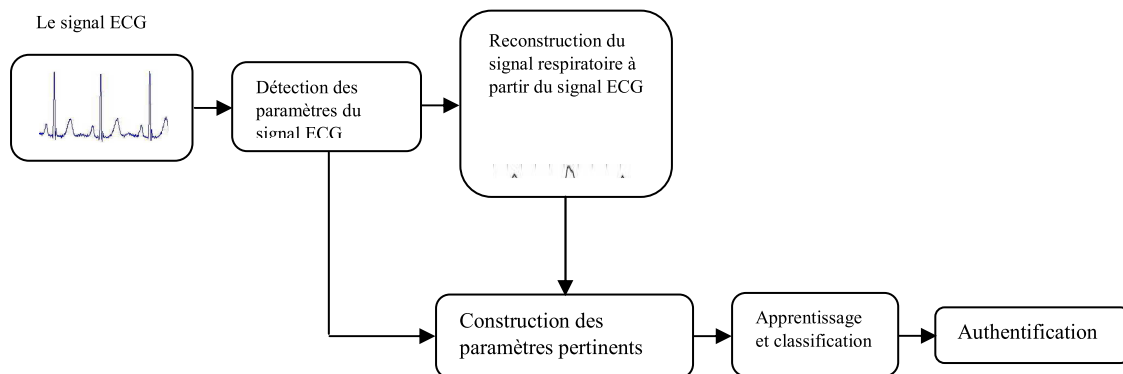


Figure V.2 : Schéma bloc descriptif de la méthode proposée

V.3.1. Reconstruction du signal respiratoire à partir du signal ECG

La reconstruction du signal respiratoire est faite à partir du signal selon les étapes décrites lors du chapitre IV.

V.3.2. Extraction des paramètres du signal ECG et du signal respiratoire

Après avoir détecté les paramètres du signal ECG et du signal respiratoire dérivé du signal ECG, on va procéder à créer la base de données des paramètres pertinents qu'on va utiliser dans l'étape de la classification. Ces paramètres sont représentés sur la figure V.3 ainsi que sur le tableau V.1.

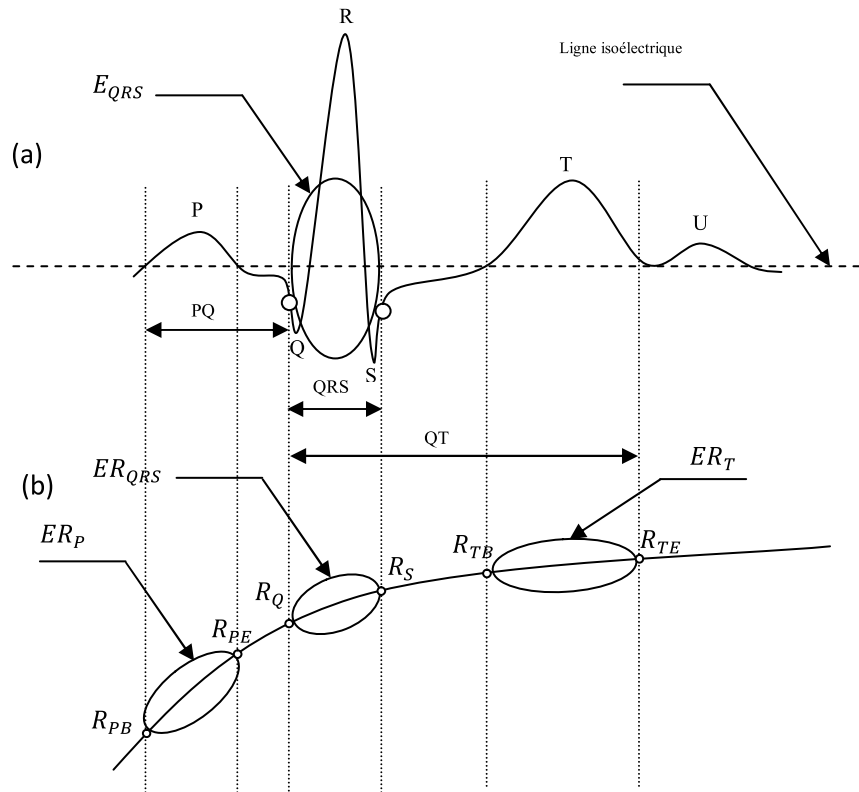


Figure V.3 : Les différents paramètres extraits du signal ECG et du signal respiratoire dérivé du signal ECG (a) Le signal ECG (b) Le signal respiratoire dérivé du signal ECG.

Désignation	Description
P-pic	Amplitude de l'onde P
Q-pic	Amplitude de l'onde Q
R-pic	Amplitude de l'onde R
S-pic	Amplitude de l'onde S
T-pic	Amplitude de l'onde T
PP	Intervalle entre deux ondes P successives
QQ	Intervalle entre deux ondes Q successives
RR	Intervalle entre deux complexes QRS successives
SS	Intervalle entre deux ondes S successives
TT	Intervalle entre deux ondes T successives
PQ	Intervalle entre le pic P et le début du complexe QRS
PR	Intervalle entre le pic P et le pic R
PS	Intervalle entre le pic P et la fin du complexe QRS
PT	Intervalle entre le pic P et le pic T
QR	Intervalle entre le début du complexe QRS et le pic R
QS	Intervalle entre la fin et le début du complexe QRS
QT	Intervalle entre le début du complexe QRS et le pic T
RS	Intervalle entre le pic R et la fin du complexe QRS
RT	Intervalle entre le pic R et le pic T
ST	Intervalle entre la fin du complexe QRS complexe et le pic T
RR ratio	$RR_{ratio} = RR_S / RR_p$ Où RR_S est l'intervalle entre le pic R courant et le pic R suivant RR_p est l'intervalle entre le pic R courant et le pic R précédent
E_{QRS}	Energie du complexe QRS
ER_{QRS}	Energie du signal respiratoire correspondant au complexe QRS
ER_p	Energie du signal respiratoire correspondant à l'onde P
ER_T	Energie du signal respiratoire correspondant à l'onde T

Tableau V.1 : Les différents paramètres extraits du signal ECG et du signal respiratoire qui seront utilisés comme paramètres d'entrées du classifieur.

V.3.3. Réseau neuronal pour la classification

Le réseau neuronal artificiel (RNA) est un modèle informatique inspiré du fonctionnement du cerveau humain avec son organisation des neurones et des processus décisionnels (Pandya et al., 1996). Le RNA «apprend» en adaptant les connexions entre ses neurones de calcul pour faire correspondre les combinaisons entrée-sortie. Le perceptron multi-couches (MLP) (Lippmann, 1987) est l'architecture

du réseau neuronal le plus couramment utilisé dans le traitement du signal biomédical (Benali Medjahed et al., 2015 (2) ; Miller et al., 1992).

Les réseaux de neurones artificiels ont deux phases différentes: une phase d'apprentissage et une phase de test. La phase d'apprentissage effectue une mise à jour itérative des poids synaptiques sur l'algorithme de rétro-propagation d'erreur. La phase d'essai calcule les valeurs d'activation des neurones de la couche de sortie en fonction des valeurs pondérées (Lippmann, 1987 ; Mira et., 1999).

Afin d'utiliser le MLP (perceptron multicouches) pour l'authentification basée sur le signal ECG et les paramètres de respiration dérivés de l'ECG, il est important de spécifier la fonction d'activation dans les unités cachées, le nombre de neurones dans la couche cachée et le critère d'apprentissage d'un MLP (Benali Medjahed et al., 2015 (2) ; Samer et al., 2015). Le tableau V.2 montre les comparaisons d'époques d'apprentissage pour les différentes MLP utilisées.

Networks	Input layer	Hide layer 1	Hide layer 2	Output layer	error	Function hide layer	Function output layer	Epoch of learning
Network1	20	24	12	3	1e-10	Tansig	Tansig	18s
Network2	20	17	15	3	1e-15	Tansig	Purelin	25s
Network3	20	10	6	3	1e-6	logsig	Purelin	13s

Tableau V.2 : Comparaisons d'époques d'apprentissage pour les différentes MLP utilisées.

V.3.4. Algorithme d'apprentissage: Levenberg-Marquardt

Dans notre travail, un algorithme de Levenberg-Marquardt modifié pour l'apprentissage des réseaux neuronaux MLP est utilisé. Il convient à la formation de petits et moyens problèmes. En outre, il est rapide et a une convergence stable. L'algorithme de Levenberg-Marquardt est introduit par deux parties: Calcul de la matrice jacobienne et conception du processus de formation (pour plus de détails, voir la référence (Wilamowski et al.).

V.3.5. Protocole

Dans cette étude, les signaux ECG utilisés pour l'authentification ont été obtenus de volontaires avec des sujets de différents âges et sexes en utilisant un circuit électronique directement connecté à l'individu. Un groupe de 30 individus a été utilisé pour évaluer la performance de l'algorithme proposé. Trois acquisitions ont été réalisées pour chaque individu. Cela nous donne un total de 90 signaux, vingt signaux sont utilisés pour l'apprentissage et le reste pour les tests comme mentionné dans le tableau V.3.

	Utilisé pour l'apprentissage	Sexe	Age	Maladie	Nbr. de signaux
Individu 1	Oui	Homme	25	N	3
Individu 2	Oui	Homme	25	N	3
Individu 3	Oui	Femme	24	N	3
Individu 4	Oui	Homme	26	N	3
Individu 5	Oui	Homme	23	N	3
Individu 6	Oui	Femme	25	N	3
Individu 7	Oui	Enfant	12	N	3
Individu 8	Oui	Femme	21	ESV	3
Individu 9	Oui	Homme	24	N	3
Individu 10	Oui	Femme	25	N	3
Individu 11	Oui	Enfant	10	N	3
Individu 12	Oui	Homme	30	ESV	3
Individu 13	Oui	Femme	26	N	3
Individu 14	Oui	Homme	24	AP	3
Individu 15	Oui	Homme	31	N	3
Individu 16	Oui	Homme	45	N	3
Individu 17	Oui	Femme	46	VSD	3
Individu 18	Oui	Homme	47	VSD	3
Individu 19	Oui	Femme	47	N	3
Individu 20	Oui	Femme	24	N	3
Individu 21	Non	Homme	25	N	3
Individu 22	Non	Enfant	5	N	3
Individu 23	Non	Homme	25	CMP	3
Individu 24	Non	Femme	24	N	3
Individu 25	Non	Femme	25	N	3
Individu 26	Non	Femme	24	AP	3
Individu 27	Non	Homme	21	N	3
Individu 28	Non	Enfant	20	N	3
Individu 29	Non	Homme	19	N	3
Individu 30	Non	Homme	24	N	3

Tableau V.3 : Les différents signaux ECG utilisés en apprentissage et en test. N: normal; **ESV**: premature ventricular; **CMP**: cardiomyopathies; **VSD**: ventricular septal defect; **AP**: Apnea.

V.4. Résultats et discussion

Tous les programmes sont écrits en environnement Matlab sous la plate-forme Pentium I5 PC (2,5 GHz, 4 Go RAM). Après l'extraction des paramètres du signal ECG et du signal respiratoire dérivé du signal ECG, une matrice d'apprentissage sera créée afin de l'utiliser dans l'algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquardt. La figure V.4 présente, par le cycle d'apprentissage, le nombre d'époques qui nous a permis d'obtenir la meilleure performance d'apprentissage.

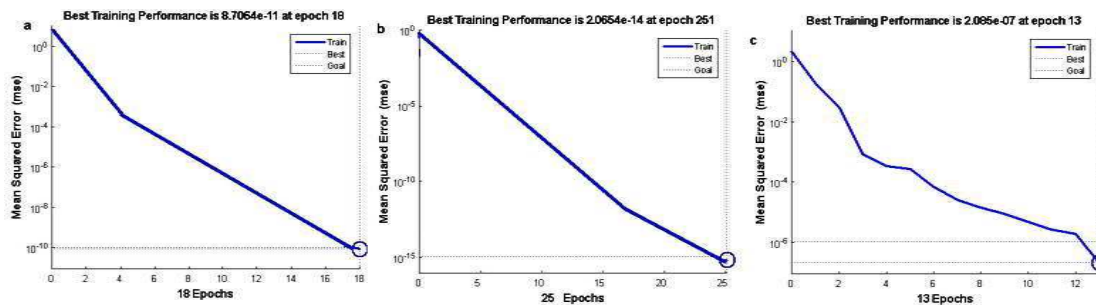


Figure V.4 : Performance du classifieur utilisé

Une vérification des paramètres de performance du système et du taux de reconnaissance pour chaque réseau est présentée dans le tableau V.4. Les résultats obtenus par les différents réseaux proposés sont très satisfaisants. En particulier dans le second réseau (network 2) où on note un bon taux de reconnaissance de 95,1% avec ($FRR = 3.02\%$, $FAR = 1.96\%$, $FNIR = 2.99\%$).

Où:

FRR: Taux de faux rejets (*false rejection rate*)

FAR: Taux de fausses acceptations (*false acceptance rate*)

FNIR: Taux de faux-négatif d'identification (*false-negative identification-error rate*)

Le taux de faux rejets (*false rejection rate, FRR*) est la proportion des transactions des utilisateurs légitimes rejetées par erreur. Ces transactions sont rejetées, par l'algorithme de correspondance, en raison de non-correspondance à tort ainsi que ceux rejetées en raison d'un échec à l'acquisition. Le taux de faux rejets (FRR) est calculé par (Mohamed El Abed et al., 2012):

$$FRR(\tau) = FTA + FNMR(\tau) * (1 - FTA) \quad (V.2)$$

Le taux de fausses acceptations (*false acceptance rate, FAR*) est la proportion des transactions des imposteurs acceptées par erreur. Il est calculé par :

$$FAR(\tau) = FMR(\tau)(1 - FTA) \quad (V.3)$$

Le taux de faux-négatif d'identification (*false-negative identification-error rate, FNIR*) est la proportion de transactions d'identification, par des utilisateurs enrôlés dans le système, pour lesquels l'identifiant de l'utilisateur ne figure pas dans la liste des identifiants retournée. Il est calculé par :

$$FNIR(\tau) = FTA + (1 - FTA) * FMR(\tau) \quad (V.4)$$

Où:

FTA: Taux d'échec à l'acquisition (Failure-to-acquire rate)

FNMR: Taux de fausse non-correspondance (False-non-match rate)

FMR: Taux de fausse correspondance (False-match-rate)

	FTA	FNMR	FMR	FRR	FAR	FNIR	Taux de reconnaissance
Network1	0.75%	5.65%	0.56%	6.35%	0.55%	6.30%	92.5%
Network2	0.54%	2.5%	1.98%	3.02%	1.96%	2.99%	95.1%
Network3	0.31%	1.12%	5.75%	1.42%	5.73%	1.36%	91.3%

Tableau V.4: Vérification du système de performance métrique et du taux de reconnaissance pour chaque réseau.

V.5. Conclusion

Dans ce chapitre, une nouvelle approche pour l'authentification biométrique basée sur les paramètres du signal ECG et du signal respiratoire dérivé du signal ECG a été présentée. L'algorithme de Levenberg-Marquardt modifié pour l'apprentissage des réseaux neuronaux MLP a été utilisé. Un groupe de 30 individus avec des pathologies et des âges différents ont été utilisé pour évaluer la performance de l'algorithme proposé. Les résultats obtenus sont très satisfaisants et montrent que le signal ECG ainsi que le signal respiratoire dérivé du signal ECG constituent des indicateurs biométriques pouvant servir comme moyen d'authentification ou d'identification des individus.

CONCLUSION GENERALE

Cette thèse a été consacrée à l'étude de l'influence de la respiration sur le rythme cardiaque et les paramètres du signal Electrocardiogramme (ECG).

Comme première étape, une carte d'acquisition du signal ECG a été conçue. Elle a servi à concevoir une base de données médicale de signaux normaux et pathologiques. Les différents signaux enregistrés ainsi que d'autres signaux téléchargés gratuitement de site Physionet ont été utilisés pour tester les différents algorithmes développés dans le cadre de cette thèse.

La deuxième étape de notre travail nous a amené à faire une analyse simultanée du signal ECG et du signal respiratoire afin de trouver l'interaction entre les deux signaux en question.

Nous avons pu déduire de nos résultats qu'il existe une forte corrélation entre l'énergie du signal respiratoire et l'énergie du complexe QRS. Ce même constat s'applique entre l'énergie du signal respiratoire et la variabilité du rythme cardiaque.

La forte relation existante entre les deux signaux en question (signal respiratoire et le signal ECG) peut nous aider à élaborer un algorithme de classification fiable. Le nombre de classes qu'on peut obtenir est de trois, à savoir : un cas normal, un rythme cardiaque anormal causé par une maladie cardiaque et une arythmie cardiaque causée par la respiration suite à une pression thoracique.

Les résultats obtenus vont sans doute servir à aider le cardiologue dans son diagnostic. Elle peut aussi être utilisée pour aider à déterminer la présence d'une apnée du sommeil et de détecter les troubles dans le signal ECG causés par le signal respiratoire sans les considérer comme étant des pathologies cardiaques.

L'étape suivante de notre travail consistait à trouver un algorithme performant pour extraire le signal respiratoire du signal ECG. L'intérêt de cette méthode est de pouvoir accéder aux informations cardio-respiratoires en utilisant un seul signal.

Dans ce contexte, quatre nouvelles méthodes ont été développées en vue d'estimer le signal respiratoire à partir du signal ECG. Les deux premières méthodes que nous avons mises en œuvre sont basées sur l'analyse des intervalles du signal ECG ainsi que sur l'énergie du complexe QRS. La troisième méthode proposée utilise l'ondelette chapeau mexicain pour estimer le signal respiratoire. Les trois signaux respiratoires dérivés du signal ECG ont été additionnés pour obtenir le signal EDR final. D'après les résultats obtenus, les quatre méthodes proposées s'avèrent efficaces.

L'ensemble des résultats obtenus ainsi que les méthodes développées nous ont été utile pour concevoir un système d'authentification basé sur les paramètres du signal ECG et du signal respiratoire dérivé du signal ECG. L'avantage de la méthode proposée est d'extraire les informations à partir d'un seul signal.

En perspective, il serait intéressant d'approfondir les recherches sur l'interaction entre le signal ECG et le signal respiratoire. Des améliorations peuvent être faites au niveau du processus de classification.

Les différents algorithmes développés dans le cadre de cette thèse, après des tests de validation à grande échelle, vont servir à l'élaboration d'un logiciel d'aide au diagnostic de cas pathologiques.

Bibliographie

Arduino home (2016) [online] <https://www.arduino.cc/>

Bachir M'hamed Saadi (2012) 'Etudes et réalisation d'un amplificateur de signaux électrophysiologiques', *Master en Electronique Biomédicale*, Département Génie Biomédical, Faculté de technologie, université de Tlemcen, Algérie.

Bachir, M. S. and Hadj Slimane, Z. (2013) 'A real-time PR interval measurement algorithm', *2nd International Conference on Signal, Image, Vision and Their Applications (SIVA'13)*, November 18-20, 2013, Guelma, Algeria.

Bachir, M. S., Benali Medjahed, O. and Hadj Slimane, Z. (2014) 'Nouvel algorithm pour la detection de la tachycardie', *Biomedical Engineering International Conference (biomeic'14)*, Tlemcen, Algérie.

Bachir, M. S., Benali Medjahed, O. and Hadj Slimane, Z. (In Press, 2017) 'New algorithm for the estimation of the Electrocardiogram derived respiration signal', *Int. J. Biomedical Engineering and Technology*.

Bailón, R. and Sörnmo, L. (2006) 'A Robust Method for ECG-Based Estimation of the Respiratory Frequency During Stress Testing', *IEEE Transactions on biomedical engineering*, Vol. 53, No. 7, pp.1273–1285.

Bayat, S. 'Mécanique ventilatoire 2', L2 - UE Respiratoire, Université de Picardie.

Belgacem, N., Fournier, N., Nait-Ali, A. and Bereksi-Reguig, F. (2015) 'A novel biometric authentication approach using ECG and EMG signals', *Journal of Medical Engineering & Technology*, Vol. 39, pp.226–238.

Benali Medjahed, O., Bachir, M. S. and Hadj Slimane Z. (2015,1) 'Extracting features from ECG and Respiratory signals for automatic supervised classification of heartbeat using neural networks', *Asian Journal of Information Technology*, Vol. 14, pp.53-59.

Benali Medjahed, O., Bachir, M. S. and Hadj Slimane Z. (2015,2) 'Chebyshev polynomials Transform for abnormalities detection using Artificial Neural Network classifier', *International Journal of Applied Engineering Research (IJAER)*, Vol. 10, No.14, pp. 34410-34415.

Benali Medjahed Oussama (2016) 'Modélisation et compression des signaux biomédicaux en vue d'une classification', Thèse de doctorat en Electronique biomédicale, Département Génie biomédical, Faculté de Technologie, Université de Tlemcen, Algérie.

C. (1877), 'The plethysmograph', *Journal of the Franklin Institute*, Vol. 104, No. 6, pp.374.

Cabasson, A. (2008) 'Estimation et analyse des intervalles cardiaques', Thèse de doctorat obtenue à l'école doctorale STIC, Université de Nice – Sophia Antipolis, France. [online] <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00357389/document>

Caillard, A., Tantot, A., Nougé, H. and Mebazaa, A. (2014) 'Interactions Coeur-poumon', *Le Congrès Médecins. Urgences vitales*.

CHUM-Direction des soins infirmiers (2007) 'Système cardiaque: Anatomie-physiologie cardiaque', *Programme d'intégration de base en soins critiques*, pp.3. [online] http://www.chumontreal.qc.ca/sites/default/files/documents/DEGE/SI/Intregation-specifique/tronc-commun/anatomie-physiologie_cardiaque_57_p.pdf

Coutinho, D. P., Silva, H., Gamboa, H. and Fred, A. (2013) 'Novel fiducial and non-fiducial approaches to electrocardiogram-based biometric systems', *IET Biometrics*, Vol. 2, No.2, pp.64-75.

- Dziadowiec, A. and Lescure, M. (1996) 'Fonctions à Amplificateurs opérationnels : Applications et simulations', 1st edition, Eyrolles.
- Einthoven, W., Fahr, G. and DE Waart, A. (1950) 'On the direction and manifest size of the variations of potential in the human heart and on the influence of the position of the heart on the form of the electrocardiogram', *American Heart Journal*, Vol. 40, No. 2, pp.163–193.
- Elaine N. Marieb and Katja Hoehn (2012) 'Human Anatomy & Physiology', 8th ed. San Francisco: *Pearson Benjamin cummings*.
- Goldberger, A., Amral, L., Glass, L., Hausdorff, J., Ivanov, P., Mark, R., Mietus, J., Moody, G., Peng, C., and Stanley, H. (2000) 'Physiobank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals', *Circulation*, Vol. 101, No. 23, pp.215–220
- García-Río, F., Calle, M., Burgos, F., Casan, P., del Campo, F., Galdiz, J. B., Giner, J., González-Mangado, N., Ortega, F. and Maestu, L. P. (2013) 'Spirometry', *Archivos de Bronconeumología*, Vol. 49, No. 9, pp.388–401.
- Guyton, A. C. and Hall, J. E. (2006) 'Textbook of Medical Physiology', 11th ed. ELSEVIER SAUNDERS.
- Hadj Slimane, Z.E. and Bereksi Reguig F. (2006) 'Detection of the QRS complex by linear prediction', *Journal of Medical Engineering Technology*, Vol. 30, No. 3, pp.134-138.
- Hadj Slimane, Z.E. and Bereksi Reguig F. (2008) 'A real-time QT interval detection algorithm', *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, Vol. 8, No. 2, pp.251-263.
- Hadj Slimane, Z.E. and Nait-Ali, A. (2010) 'QRS complex detection using Empirical Mode Decomposition', *Digital Signal Processing*, Vol. 20, pp.1221–1228.
- Hamadou, E., Bendehnoun, A. (2014) 'Développement et réalisation pratique d'un électrocardiographe ECG', *Mémoire de Master en Génie Biomédical*, Département Génie Electrique, Institut des sciences et de la technologie, Centre universitaire d'Ain Témouchent, Algérie.
- Hauke, J. and Kossowski, T. (2011) 'Comparison of Values of Pearson's and Spearman's Correlation Coefficients on the Same Sets of Data', *Quaestiones Geographicae*, Vol. 30, No. 2.
- Heck, A. F., Reichl, W. and Hall, V. R. (1972) 'Impedance Pneumography', *The Lancet*, Vol. 300, No. 7780, pp.758.
- Helfenbein, E., Firoozabadi, R., Chien, S., Carlson E. and Babaeizadeh, S. (2014) 'Development of three methods for extracting respiration from the surface ECG: A review', *Journal of Electrocardiology*, Vol. 47, pp.819-825.
- Levitzy, M. G. (2003) 'Pulmonary Physiology', 7th ed. LANGE.
- Lippmann, R.P. (1987) 'An introduction to computing with neural nets', *IEEE ASSP Magazine*, pp. 4–22.
- Maier, C. and Dickhaus H. (2014) 'Extraction of respiratory myogram interference from the ECG and its application to characterize sleep-related breathing disorders in atrial fibrillation', *Journal of Electrocardiology*, Vol. 47, pp.826–830.
- Miller, A.S., Blott, B.H. et Hames, T.K. (1992) 'Review of neural network applications in medical imaging and signal processing', *Med. Biol. Eng. Comput.*, Vol. 30, pp. 449–464.
- Mira, J. and Sanchez-Andres, J. V. (1999) 'Engineering Applications of Bio-Inspired Artificial Neural Networks', *International Work-Conference on Artificial and Natural Neural Networks, IWANN'99*, Alicante, Spain, June 2-4, 1999, Proceeding, Vol.2, pp.141.
- Mirmohamadsadeghi, L. and Vesin, J. (2014) 'Respiratory rate estimation from the ECG using an instantaneous frequency tracking algorithm', *Biomedical Signal Processing and control*, Vol. 14, pp.66–72.
- Mohamed El Abed (2011) 'Evaluation de systèmes biométriques', Thèse de Doctorat de l'université de Caen Basse-Normandie, Spécialité : Informatique et applications, France.

- Mohamed El Abed, Christophe Charrier and Christophe Rosenberger (2012). Evaluation of Biometric Systems, New Trends and Developments in Biometrics, Dr. Jucheng Yang (Ed.), InTech, DOI: 10.5772/52084. Available from: <http://www.intechopen.com/books/new-trends-and-developments-in-biometrics/evaluation-of-biometric-systems>
- Nian Shong Chok (2008) 'Pearson's versus Spearman's and Kendall's correlation coefficients for continuous data', *BS, Winona State University*. [on line] http://d-scholarship.pitt.edu/8056/1/Chokns_etd2010.pdf
- Noriega, M., Martinez, J. P., Laguna, P., Romero, D., Bailon, R. and Almeida, R. (2010) 'Respiration effect on single and multi lead ECG delineation strategies', *32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS*, Buenos Aires, Argentina.
- North, J.B. and Jennett, S. (1972) 'Impedance Pneumography', *The Lancet*, Vol. 300, No. 7781, pp.828-829.
- O'Brien, C. and Heneghan, C. (2007) 'A comparison of algorithms for estimation of a respiratory signal from the surface electrocardiogram', *Computers in Biology and Medicine*, Vol. 37, No. 3, pp.305-314.
- Pan, J. and Tompkins, W. J. (1985) 'A Real-Time QRS Detection Algorithm', *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, Vol. BME-32, No. 3, pp. 230-236.
- Pandya, A. S. and Macy, R. B. (1996) 'Pattern Recognition with Neural Networks in C++', Florida: CRC Press LLC.
- Pépin, J., Defaye, P., Vincent, E., Christophle-Boulard, S., Tamisier, R., Lévy, P. (2009) 'Sleep apnea diagnosis using an ECG Holter device including a nasal pressure (NP) recording: Validation of visual and automatic analysis of nasal pressure versus full polysomnography', *Sleep Medicine*, Vol.10, pp.651-656.
- Pitzalis, M. V., Mastropasqua, F., Massari, F., Passantino, A., Colombo, R., Mannarini, A., Forleo, C. and Rizzon, P. (1998) 'Effect of respiratory rate on the relationships between RR interval and systolic blood pressure fluctuations: a frequency-dependent phenomenon' *Cardiovascular Research*, vol.38, No.2, pp.281-290.
- Press, W. H., Teukolsky, S. A., Vetterling, W.T. and Flannery, B. P. (2007) *Numerical Recipes, The art of scientific computing*, 3rd ed., Cambridge University Press, pp.767-772.
- PhysioBank database*. (2016) [online] <https://physionet.org/physiobank/database/fantasia/>
- Roscoe, A. H. (1992) 'Assessing pilot workload. Why measure heart rate, HRV and respiration?', *Biological Psychology*, Vol.34, pp.259-287.
- Samer Chantaf, Amine Naït-Ali, Mahmoud Abbas, Mohamad Khalil, Biometric Authentication of Individual Using M-Wave Signals, *International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, ISSN: 2277-3878, Vol. 4 Issue 3, July 2015.
- Savitsky, A. and Golay, M. J. E. (1964) 'Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures', *Analytical Chemistry*, Vol. 36, pp.1627-1639.
- Sende, J. (2009) 'Guide pratique de l'ECG', 2nd ed. estem, ISBN-10: 2843714605.
- Sharma, H., Sharma, K. K. and Bhagat, O. L. (2015) 'Respiratory rate extraction from single-lead ECG using homomorphic filtering', *Computers in Biology and Medicine*, Vol. 59, pp.80-86.
- Thakor, N. V., Webster, J. G. and Tompkins, W. J. (1984) 'Estimation of QRS Power Spectra for Design of QRS filter', *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, Vol. 31, No. 11, pp. 702-706.
- Tiinanen, S., Noponen, K., Tulppo, M., Kiviniemi, A. and Seppänen, T. (2015) 'ECG-derived respiration methods: Adapted ICA and PCA', *Medical Engineering and Physics*, Vol. 37, pp.512-517.
- Tran Tien Lang (1984) 'Electronique des systems de mesures: mise en oeuvre des procédés analogiques et numériques', ed. Masson, col. Mesures physiques, Paris.
- West, JB. (2012) 'Respiratory Physiology: The Essentials', 9th ed. Baltimore, MD: *Lippincott Williams & Wilkins*.

Wilamowski, B. M. and Irwin, J. D. 'Intelligent Systems: The Industrial Electronics Handbook', Second Edition, CRC Press, Taylor & Francis Group, pp. 12.1-12.16.

Wikipedia [online] <https://de.wikipedia.org/wiki/Savitzky-Golay-Filter>

Zerri, M. A. (2013) 'Arduino et Simulink/Matlab R un outil innovant à coût réduit pour le prototypage', *EDP Sciences*, Vol.12, No. 20 [online] <http://www.j3ea.org/articles/j3ea/pdf/2013/01/j3ea13020.pdf>

Résumé. L'étude simultanée de l'électrocardiogramme (ECG) et du signal respiratoire est très importante pour faciliter le diagnostic cardio-respiratoire. Le principal objectif de la présente étude est de quantifier la relation entre la variabilité du rythme cardiaque et la respiration en cas d'apnée du sommeil. Une analyse statistique de l'influence du signal respiratoire sur l'énergie du complexe QRS est également présentée. Ces relations sont évaluées à l'aide des coefficients de corrélation de Pearson et de Spearman. Les différents tests ont été effectués sur la base de données Apnea-ECG, disponible gratuitement chez Physionet. Les différents tests sont également effectués sur différents groupes de signaux ECG obtenus de volontaires avec des sujets de différents âges et sexes en utilisant un circuit électronique directement connecté à l'individu. Quatre nouvelles méthodes sont aussi présentées pour l'estimation des signaux de respiration dérivés de l'ECG. Le signal ECG ainsi que le signal respiratoire dérivé du signal ECG seront ensuite utilisés pour l'authentification biométrique des individus.

Mots clés: Electrocardiogramme, Signal respiratoire, Apnée du sommeil, variabilité du rythme cardiaque, Corrélation, Signal respiratoire dérivé du signal ECG; Biométrie, Authentification.

Abstract. Simultaneously study of the Electrocardiogram (ECG) and respiratory signals is very important to aid cardio-respiratory diagnosis. The aim of the present study is to quantify the relationship between heart rate variability and respiration in case of sleep apnea. A statistical analysis of the influence of the respiratory pattern on the QRS complex energy is also presented. These relations are evaluated by using Pearson's and Spearman's correlation coefficients. The various tests were performed on Apnea-ECG database, freely available at Physionet. Tests were also performed on different groups of ECG signals obtained from volunteers with subjects of different ages and sexes using an electronic circuit directly connected to the individual. Also four new methods are presented for ECG-derived respiration signal estimation. Both ECG and ECG-derived respiration signals will be used for biometric authentication.

Keywords: Electrocardiogram, Respiratory signal, Apnea, heart rate variability, Correlation, ECG-derived respiration signal (EDR); Biometrics, Authentication.

ملخص. الدراسة المتزامنة لإشارات تخطيط القلب والجهاز التنفسي مهمة جدا لمساعدة تشخيص أمراض القلب والجهاز التنفسي. الهدف من هذه الدراسة هو تحديد العلاقة بين التغير في معدل ضربات القلب والتنفس في حالة توقف التنفس أثناء النوم. وقد قدم أيضا تحليل إحصائي لتأثير نمط التنفس على طاقة QRS. يتم تقييم هذه العلاقات باستخدام معاملات الارتباط بيرسون وسبيرمان. وقد أجريت الاختبارات المختلفة على قاعدة بيانات توقف التنفس أثناء تخطيط القلب، وهي متاحة بحرية في Physionet. وأجريت الاختبارات أيضا على مجموعات مختلفة من إشارات ECG تم الحصول عليها من المتطوعين من مختلف الأعمار والجنسين باستخدام الدوائر الإلكترونية مبروطة مباشرة مع الفرد. كما تم عرض أربعة أساليب جديدة لاشتقاق ECG من إشارة التنفس. وقد تم استخدام إشارات تخطيط القلب والتنفس في التطبيقات البيومترية.

كلمات البحث: تخطيط القلب، إشارة الجهاز التنفسي، توقف التنفس أثناء النوم، تقلب معدل ضربات القلب، الارتباط، إشارة التنفس المستمدة إشارات تخطيط القلب، البيومتري، التوثيق.