

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البلدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de master

Mention : Génie Biomédical

Spécialité : Instrumentation Biomédicale

Présenté par :

BENFARES ABDELMALEK

FERNANE ABDELHAKIM

Identification Biométrique par ECG

Proposé par : Dr. ASSADI Imen

Année Universitaire

2021/2022

Remerciements

Nous remercions énormément madame ASSADI IMEN qui nous a aidé durant tous notre travail, en nous donnant de précieux conseils et qui a été patiente avec nous jusqu'à à la fin ; pour vous madame nous vous souhaitons tout le bonheur du monde.

Nous remercions également tous les enseignants de la spécialité instrumentation biomédicale de Saad Dhleb Blida 1.

Nous remercions aussi tous nos camarades du génie biomédical avec qui on a passé des bonnes et des mauvais moments mais qui était toujours très sympathique.

Et enfin, nous remercions tous nous amis qui nous ont aidé durant notre cursus universitaire à comprendre et assimiler les cours difficiles et qui nous ont encouragé à leur manière pour continuer les études ; à tous autant que vous êtes un grand merci ou que vous soyez.

Dédicaces

Nous dédions ce travail

A nos chers parents

Et toute la famille

Résumé

Le travail réalisé dans ce mémoire de fin d'étude présente une technique d'identification à base du signal électrocardiogramme (ECG), où la méthode de prédiction linéaire a été prise comme outil de modélisation et le classificateur K plus proche voisin a été pris comme outil d'identification. Notre travail est divisé en deux parties. La première partie consiste à l'identification biométrique en se basant sur les coefficients de LPC. Dans cette première partie, la modélisation du complexe QRS du signal ECG a été réalisée par la méthode LPC; l'algorithme d'identification biométrique a été testée en utilisant la base de données MIT/BIH. Pour la seconde partie, des paramètres standards (la Transformée de Fourier Rapide (FFT), la Variance du signal ECG, Standard Déviation (STD) et la Moyenne des complexes QRS) ont été considérés comme paramètres pertinents pour l'identification biométrique. L'étude comparative, entre les deux méthodes proposées, a montré l'efficacité de la première méthode basée sur la modélisation du complexe QRS par la prédiction linéaire LPC avec un taux de justesse égal à 100 %, en utilisant les enregistrements de la base de données MIT/BIH.

Mots clé : Identification biométrique ; signal ECG ; complexe QRS ; méthode de prédiction linéaire LPC ; classificateur K-NN ; base de donnée MIT/BIH ; la Transformée de Fourier Rapide (FFT) ; Variance du signal ECG ; Standard Déviation (STD), Moyenne des complexes QRS.

Abstract

The work carried out in this study dissertation presents an identification technique based on the electrocardiogram (ECG) signal, where the linear prediction method was taken as the modeling tool and the K nearest neighbor classifier was taken as the identification tool. Our work is divided into two parts. The first part consists of biometric identification based on the coefficients of the linear prediction LPC method. In this first part, the modeling of the QRS complex of the ECG signal was done by the LPC method; the biometric identification algorithm was tested using the MIT/BIH database. For the second part, standard parameters (the Fast Fourier Transform (FFT), the Variance of the ECG signal, Standard Deviation (STD) and the Mean of the QRS complexes) were considered as pertinent parameters for biometric identification. The comparative study, between the two proposed methods, showed the effectiveness of the first method based on the modeling of the QRS complex by the LPC with a rate of accuracy equal to 100%, using the MIT database. /BIH.

Keywords: biometric identification; ECG signal; QRS complex; LPC linear prediction method; K-NN classifier; MIT/BIH database; the Fast Fourier Transform (FFT); Variance of the ECG signal; Standard Deviation (STD), Mean of QRS complexes.

المخلص

يقدم العمل الذي تم تنفيذه في أطروحة نهاية الدراسة هذه تقنية لتحديد الأشخاص بناءً على إشارة مخطط كهربية القلب (ECG)، حيث تم أخذ أقرب مصنف K كأداة تحديد. عملنا مقسم إلى جزئيين. يتكون الجزء الأول من تحديد القياسات الحيوية بناءً على معاملات التنبؤ الخطي LPC. في هذا الجزء الأول، تم تنفيذ نمذجة مجمع QRS لإشارة مخطط كهربية القلب بواسطة طريقة LPC؛ تم اختبار خوارزمية تحديد الهوية باستخدام قاعدة بيانات MIT / BIH بالنسبة للجزء الثاني، تم اعتبار المعلمات القياسية (تحويل فورييه السريع (FFT)، وتباين إشارة مخطط كهربية القلب، والانحراف المعياري (STD) ومتوسط مجمعات QRS) كمعلمات ذات صلة لتحديد القياسات الحيوية. أظهرت الدراسة المقارنة، بين الطريقتين المقترحتين، فعالية الطريقة الأولى على أساس نمذجة مجمع QRS عن طريق التنبؤ الخطي LPC بمعدل دقة يساوي 100٪، باستخدام تسجيلات قاعدة البيانات. بيانات MIT / BIH.

الكلمات الدالة

مجمع QRS؛ تحديد الهوية؛ إشارة ECG؛ طريقة التنبؤ الخطي LPC؛ مصنف K-NN؛ قاعدة بيانات MIT / BIH؛ تحويل فورييه السريع (FFT)؛ تباين إشارة تخطيط القلب؛ الانحراف المعياري (STD)؛ متوسط مجمعات QRS.

Sommaire

Remerciements

Dédicaces

Résumés

Sommaire

Liste des figures

Liste des tableaux

Liste des abréviations

Chapitre 1 Biométrie, Système Cardiovasculaire et ECG

Introduction générale.....	1
1.1 Introduction.....	3
1.2 La biométrie.....	3
1.2.1 Les systèmes biométriques.....	4
1.2.2 Biométrie par ECG.....	5
1.3 Anatomie du cœur.....	6
1.4 Le fonctionnement électrique du cœur.....	7
1.4.1 Le nœud sino-auriculaire.....	7
1.4.2 La dépolarisation.....	8
1.4.3 La repolarisation.....	9
1.4.4 Le nœud auriculo-ventriculaire (AV).....	10
1.4.5 Automaticité.....	11
1.4.6 Propagation de l'excitation cardiaque.....	11
1.4.7 Potentiel d'action.....	12
1.5 La détection du signal ECG.....	14
1.5.1 Méthodes d'enregistrement.....	14
1.5.2 Placement des électrodes.....	15
1.6 Bruit du signal ECG.....	17
1.7 Conclusion.....	19

Chapitre 2 État de l'Art d'Identification Biométrique

2.1	Introduction	22
2.2	Base de données MIT/BIH	22
2.3	Identification biométrique (état de l'art)	23
2.4	Identification biométrique basée sur le signal ECG (état de l'art).....	28
2.5	Conclusion.....	32

Chapitre 3 Prétraitement du Signal ECG

3.1	Introduction	34
3.2	Le prétraitement du signal ECG.....	34
3.2.1	Filtrage	35
3.2.2	Extraction du complexe QRS	38
3.2.3	Modélisation par Prédiction linéaire	42
3.2.4	Le calcul du contenu fréquentiel du complexe QRS.....	47
3.3	Conclusion.....	51

Chapitre 4 Méthode d'Identification Biométrique à Base du Signal ECG

4.1	Introduction	53
4.2	Principe de fonctionnement de l'identification biométrique.....	53
4.2.1	Authentification et identification.....	54
4.3	Logiciel Matlab	54
4.4	Classificateur KNN	54
4.5	Identification et détection des paramètres du signal ECG	55
4.5.1	Les coefficients de LPC	56
4.5.2	Paramètres standards	58
4.6	Élaboration de la méthode de classification proposée	60
4.6.1	Construction des bases de données biométrique LPC.....	61
4.6.2	Construction de la base de données biométrique des paramètres standards	63
4.6.3	Identification d'une personne.....	64
4.7	Résultats et discussion.....	66

4.7.1	Résultat d'identification par LPC.....	67
4.7.2	Résultat d'identification avec les paramètres standards.....	68
4.8	Comparaison des résultats.....	70
4.8.1	Comparaison des résultats avec autres travaux de la littérature.....	71
4.9	Interface graphique.....	72
4.10	Conclusion.....	76
	Conclusion Générale	77
	Bibliographie	79

Liste des figures

Figure 1.1 : Les différents partie du couer	7
Figure 1.2 : Illustration des parties du cœur qui véhicule l'impulsion électrique.	8
Figure 1.3 : Schéma représentant la provenance des ondes de dépolarisation	9
Figure 1.4 : Schéma représentant la provenance des ondes de repolarisation	10
Figure 1.5 : Le nœud auriculo-ventriculaire.....	10
Figure 1.6 : La dépolarisation des oreillettes et des ventricules génère les différents composants de l'ECG	11
Figure 1.7 : Le potentiel d'action du myocarde	Erreur ! Signet non défini. 3
Figure 1.8 : Potentiel d'action du nœud AV	Erreur ! Signet non défini. 4
Figure 1.9 : position des électrodesdes dérivation d'enregistrement ECG	Erreur !
Signet non défini. 6	
Figure 1.10: L'interférence de la ligne de base	Erreur ! Signet non défini. 8
Figure 1.11 : Le bruit de contacte des électrodes	Erreur ! Signet non défini. 8
Figure 1.12 : Bruit générer par le mouvement du patient....	Erreur ! Signet non défini.
Figure 1.13 : Le bruit EMG	18
Figure 3.1 : Synoptique du prétraitement	35
Figure 3.2: Signaux ECG non filtrer et filtrer	38
Figure 3.3 : Extraction du complexes QRS par fenêtrage	42
Figure 3.4 : Complexes QRS avec son model LPC.....	47
Figure 3.5 : Le diagramme de Bode du complexes QRS des signaux normaux et anormaux avant et après LPC.....	50
Figure 4.1 : Bloc diagramme de l'identification biométrique	54
Figure4.2: Organigramme de la construction de la base de données des caractéristiques LPC et de la base de donné des signaux inconnu.....	55
Figure 4.3 : Méthode d'identification des personnes proposée	60
Figure 4.4 :Organigramme de la base de données des cractéristique LPC et de la base des signaux inconnu	62
Figure 4.5 : Organigramme de la base de données des paramètres standard.....	63
Figure4.6 : Algorithme d'identification d'une personne avec les paramètres LPC.....	64
Figure4.7:Algorithme d'identification d'une personne avec les paramètres standard.....	65

Figure 4.8:Graphe montrant le taux de justesse de chaque paramètre.....	69
Figure 4.9:Graphe représentant les résultats obtenu pour les deux parties.....	70
Figure 4.10:Résulta de l'utilisation de l'interface graphique pour identification signal	
100	71

Liste des tableaux

Tableau 2.1 : Annotations de la base de données MIT-BIH Physio Bank	23
Tableau 4.1 : Les valeurs moyennes du paramètre LPC	576
Tableau 4.2 : Les paramètres pertinents extraits des complexes QRS	599
Tableau 4.3 : Les différents résultats obtenus on utilisant les paramètres LPC variant le nombre de complexes QRS	67
Tableau 4.4 : Les différents résultats obtenus on avec les paramètres standard	69
Tableau 4.5 : Le taux d'identification de chaque paramètre	698
Tableau 4.6: comparaison de nos résultats avec ceux de la littérature.....	69

Liste des Abréviations

- AC** : Auto corrélation
- ACR** : Artère Coronaire Droite
- ADN** : Acide Désoxyribo Nucléique
- ANN** : *Artificial Neural Network*
- APC** : Contraction Prématuration Auriculaire
- AV** : Auriculo-Ventriculaire
- aVF** : augmented Voltage Foot
- aVL** : augmented Voltage Left arm
- aVR** : augmented Voltage Right arm
- CF** : Contenu Fréquentiel
- DCA** : Analyse de Corrélacion Discriminante
- DCT** : Discrete Cosine Transform
- ECG** : Électro Cardiogramme
- EEG** : Électro Encéphalogramme
- EMD** : Décomposition en Mode Empirique
- EMG** : Électro Myogramme
- FFT** : Fast Fourier Transform
- GNMF** : Factorisation Matricielle Non Négative
- ICS** : *Inter Costal Space*
- KNN** : K-Nearest Neighbors
- LDA** : Linear *Discriminant* Analysis
- LPC** : Linear Prediction Coefficients
- MEAN** : Moyenne
- MLP** : Multi-Layer Perceptron
- NSRDB**: Normal Sinus Rhythm Database
- ODR** : Optical Disc interest Ring
- PCA** : Principal Component Analysis
- PTB** : Physikalisch-Technische Bundesanstalt
- PVC** : Contraction Ventriculaire Prématuration
- RBF** : *Radial Basis Function*

RBFNN: Radial Basis Function Neural Network

SA : Sino-Auriculaire

SBMN : Sous Base de donné qui contient la Moyenne des valeurs des complexes QRS

SBSD : Sous Base de donné qui contient les valeurs de la Standard Déviation

SBTFS : Sous Base de donné qui contient les moyenne de la Transformer de Fourier

rapide

SBVR : Sous Base de donné qui contient la Variance des complexes QRS

SIFT : Scale Invariant Feature Transform

SNR: Signal to Noise Ratio

STD : Deviation Standard

SURF : Speeded Up Robust Feature

SVM : *Support Vector Machine*

VAR : Variance

Introduction générale

De nos jours, savoir identifier une personne de façon automatique demeure essentiel et vitale. La biométrie est considérée comme une solution indispensable pour faire face au problème de la sécurité. Elle est utilisée dans une grande variété d'applications qui nécessitent des schémas d'identification ou d'authentification pour confirmer l'identité d'un individu. Le terme biométrie est décrit comme un système automatique de reconnaissance personnelle basé sur des caractéristiques physiologiques ou comportementales.

L'initiative d'utilisation de la biométrie à des fins d'identification a été encouragée par différentes raisons, tout d'abord le manque de sécurité lié à l'utilisation des moyens d'identification conventionnelle ; dû au développement des techniques de fraude d'usurpation d'identité et autre activité illégale, donc l'identification biométrique est une réponse à ces tentatives de fraude que beaucoup de gens subissent chaque jour dans le monde entier ; mais aussi il est évident qu'en plus de la sécurité que profère l'identification biométrique s'ajoute la simplicité et la facilité d'utilisation de cette dernière ; vu qu'il n'est plus essentiel de se souvenir de mot de passe ou de trainer avec soi des tonnes de cartes qui prouvent votre identité ; que ce soit pour le travail ou un simple contrôle de routine par les forces de l'ordre ; tout ça va être remplacé par un simple geste de quelques secondes. Toutes ces raisons susdites ont rendu l'utilisation de l'identification biométrique une perspective attirante que ce soit pour les gouvernements, les propriétaires d'usine pour identifier leurs employés, les banques pour identifier leurs clients, les États pour l'identification et du filtrage biométriques dans le cadre des programmes d'immigration et de sécurité frontalière.

Plusieurs techniques d'identification biométrique existent ; elles varient selon, la modalité utilisée, ainsi on distingue l'identification biométrique à base de : l'iris de l'œil, de l'empreinte digitale, de la voix et autres ; toutes ces techniques d'identification biométrique ont pour but la protection des données personnelles, des systèmes d'entreprise de banque et de façon plus large de chaque système qui nécessite une protection élevée; en apportant un niveau de sécurité très haut. Mais même ces techniques présentent des failles qui les rendent moins sûrs ; à titre d'exemple l'empreinte digitale où il suffit de coller un morceau de peau de la personne concernée pour voler l'identité de la personne.

Pour pallier ce manque de sécurité ; l'identification a base du signal d'électrocardiogramme (ECG) est très prometteuse. L'ECG est l'un des plus récents ajouts à la communauté biométrique. L'ECG reflète l'activité électrique du cœur au fil du temps. Il y a eu de nombreuses études sur l'utilisation de ce signal pour l'identification et l'authentification. La biométrie ECG présente plusieurs avantages tels que l'universalité, la permanence, le contournement et la détection de la vivacité. Étant donné que l'ECG est un signal physiologique, il peut changer d'un jour à l'autre en raison de l'alimentation, du bien-être mental, etc., il peut également changer avec les changements de posture, l'activité physique et d'autres facteurs. La plupart des recherches de la communauté biométrique ECG ont ignoré les caractéristiques intrinsèques du signal ECG, ce qui rend leurs résultats peu fiables pour les applications réelles.

Notre objectif dans ce travail est la contribution au développement d'un nouvel algorithme biométrique ECG qui sera robuste aux changements quotidiens de l'ECG, ce qui est essentiel pour déployer le système pour des applications réelles. L'algorithme d'identification biométrique par signal ECG se partage en trois étapes. La première étape est la proposition de l'utilisation de la prédiction linéaire (LPC) comme méthode de modélisation du complexe QRS du signal. La seconde étape est l'extraction des coefficients du modèle proposé ainsi que des paramètres secondaires standards pour les utiliser comme paramètres pertinents pour l'identification biométrique. La dernière étape consiste à l'utilisation du classificateur K plus proche voisin pour l'identification biométrique par ECG. L'algorithme biométrique proposé va être validé en utilisant une base de données internationale des signaux ECG MIT/BIH.

Ce mémoire de fin d'étude se compose de quatre chapitres:

Chapitre 1 : nous présenterons dans ce chapitre un bref aperçu de l'anatomie du cœur humaine, en présentant l'origine du signal électrique cardiaque et les différentes techniques d'acquisition du signal ECG.

Chapitre 2 : nous présenterons dans le second chapitre quelques travaux réalisés dans l'identification biométrique puis quelques travaux réalisés dans l'identification biométrique a base du signal ECG de l'année 2007 à 2020.

Chapitre 3 : ce chapitre est dédié à la partie du prétraitement du signal ECG, nous exposerons la technique de filtrage utilisé, la technique d'extraction des complexes QRS, la méthode de modélisation par la prédiction linéaire et le calcul des paramètres standards pour

les utiliser dans l'étape d'identification; les résultats du prétraitement du signal ECG ainsi que la méthode de modélisation proposée seront présentés dans ce chapitre.

Chapitre 4 : ce chapitre est consacré à la méthode d'identification biométrique à base du signal ECG ; où nous avons choisi le classificateur K-NN comme outil d'identification. Nous exposerons les résultats de l'identification biométrique obtenu en l'utilisant les coefficients de la prédiction linéaire LPC comme paramètres d'identification, puis les résultats obtenus en utilisant les des paramètres standard calculés. Par la suite, nous exposerons une étude comparative entre ces deux techniques. Finalement, Des séries de tests et de comparaisons ont été effectuées pour évaluer l'efficacité de la méthode de l'identification biométrique proposées en utilisant une base de données MIT/BIH.

Chapitre 1

Biométrie,

Systeme Cardiovasculaire

et ECG

1.1 Introduction

Le mot biométrie signifie littéralement « mesure du vivant ». De nos jours, la biométrie est utilisée dans une grande variété d'applications nécessitant l'identification des personnes. Le terme biométrie est décrit comme un système de reconnaissance automatique des personnes basé sur des caractéristiques physiologiques (l'empreinte digitale, le visage, l'iris, la main, L'ADN) ou comportementales (la signature, la voix). Le principe fondamental de la reconnaissance biométrique est que chaque individu est unique et qu'il est le seul à être identifié par ses traits physiques ou comportementaux [1]. Les techniques biométriques les plus utilisées dans la reconnaissance automatisée utilisent les empreintes digitales, du visage, de l'iris, de la rétine, de la géométrie des mains, de la voix et de la signature [2].

Le système cardiovasculaire est un système unique dans le corps humain qui représente un outil biométrique très puissant. Le cœur fonctionne comme une pompe qui pousse le sang vers les organes, les tissus et les cellules du corps. Le système cardiovasculaire est contrôlé par les structures du système nerveux central ce qui rends les caractéristique physiologiques de ce système uniques, Permanents et universels.

Nous présentons dans ce chapitre la biométrie en générale ainsi que le fonctionnement général du système cardiovasculaire puis, de manière plus détaillée, le principe de l'électrocardiogramme (ECG).

1.2 La biométrie

La validation automatique et précise de l'identité devient de plus en plus critique dans plusieurs aspects de notre vie quotidienne, comme les transactions financières, le contrôle d'accès, les voyages, les soins de santé et bien d'autres. Les stratégies traditionnelles de reconnaissance automatique de l'identité (les numéros PIN, les jetons, les mots de passe et les cartes d'identité). Ces moyens d'authentification sont soit basés sur l'entité, soit sur la connaissance, ce qui soulève de sérieuses inquiétudes quant au risque de vol d'identité. Les modalités biométriques sont difficiles à voler ou à contrefaire par rapport aux codes PIN ou aux mots de passe. En outre, le fait de ne pas avoir à porter sur soi une carte d'identité ou à se souvenir d'un mot de passe rend les systèmes biométriques plus accessibles et plus faciles à utiliser [3].

1.2.1 Les systèmes biométriques

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance des formes qui peut reconnaître une personne sur la base de caractéristiques physiologiques ou comportementales spécifiques. Un système biométrique fonctionne généralement selon trois modes de fonctionnement [4] :

- Mode d'enrôlement : Dans ce mode de fonctionnement, le système biométrique collecte les caractéristiques physiologiques ou comportementales (ex. ECG, visage et l'iris), effectue un contrôle de qualité, des traitements pour extraire des caractéristiques discriminantes et stocke le résultat dans la galerie.
- Mode vérification : Dans ce mode, le système valide l'identité d'une personne en comparant la caractéristique biométrique capturée avec le modèle biométrique de l'individu, qui est stocké dans la base de données du système. Le but de cette opération est de répondre à la question suivante : L'utilisateur est-il celui qu'il prétend être ?
- Mode d'identification : Dans ce mode, le système reconnaît un individu en recherchant une correspondance dans l'ensemble de la base de données des modèles. Le système effectue une comparaison un à un pour établir l'identité d'un individu. Le but de cette opération est de répondre à la question : Quelle est l'identité de cet utilisateur ?

Cependant, chaque système biométrique, quel que soit son mode de fonctionnement (enrôlement, vérification ou identification), contient les éléments suivants :

- Une unité de détection qui représente l'interface entre l'utilisateur et la machine. C'est le point où la caractéristique biométrique est acquise.
- Une unité de traitement où la biométrie acquise est échantillonnée, segmentée et où les caractéristiques sont extraites.
- Une unité de base de données où tous les modèles biométriques enregistrés sont stockés.
- Une unité de correspondance qui compare le modèle biométrique nouvellement acquis avec le modèle stocké dans la base de données et détermine si l'utilisateur est identifié ou non.

Il existe sept facteurs qui déterminent la pertinence d'un trait physique ou comportemental à utiliser dans une application biométrique [5] :

- 1) Universalité : chaque personne accédant à l'application doit posséder le trait.

-
- 2) Unicité : le trait donné doit être suffisamment différent parmi les individus composant la population.
 - 3) Permanence : la caractéristique doit être suffisamment invariante par rapport au critère d'appariement sur une période de temps.
 - 4) Collectivité : la caractéristique doit être mesurée quantitativement.
 - 5) Performance : la précision de reconnaissance et les ressources nécessaires pour atteindre cette précision doivent répondre aux contraintes imposées par l'application.
 - 6) Acceptabilité : les individus de la population cible qui utiliseront l'application doivent être disposés à présenter leur caractéristique biométrique au système.
 - 7) Contournement : il s'agit de la facilité avec laquelle le système peut être trompé par des méthodes frauduleuses.

1.2.2 Biométrie par ECG

L'électrocardiogramme (ECG) est l'un des plus récents ajouts à la communauté biométrique. L'ECG reflète l'activité électrique du cœur au fil du temps. De nombreuses études ont été menées sur l'utilisation de ce signal pour l'identification. La biométrie ECG présente plusieurs avantages qui seront discutés [6] :

- Universalité : Ce critère est satisfait étant donné que l'électrocardiogramme peut être naturellement surveillé à partir de chaque sujet.
- Permanence : L'exigence de permanence est également satisfaite par les ECG, car la structure principale de ces signaux est invariante sur une grande période de temps. Cette affirmation ne signifie pas nécessairement que les caractéristiques particulières des signaux ne sont pas déformées. Cependant, les ondes diacritiques qui composent un battement de cœur peuvent être observées et enregistrées tout au long de la vie d'une personne. En outre, le cœur humain est très bien protégé dans le corps, de sorte que les facteurs environnementaux ne peuvent pas avoir un grand impact sur son activité, contrairement à d'autres éléments biométriques.
- Contournement : Un autre avantage substantiel de l'application des ECG dans les systèmes biométriques est leur nature robuste contre l'application de justificatifs falsifiés. La forme d'onde de l'électrocardiogramme est contrôlée par le système nerveux autonome, donc par une combinaison de facteurs sympathiques et parasympathiques. Il est donc difficile de l'imiter ou de le reproduire, car il est relativement différent à chaque fois. En outre, par

rapport à d'autres données biométriques telles que les empreintes digitales, il est beaucoup plus difficile, voire impossible, de voler l'ECG d'une personne.

- Détection de la vivacité : L'ECG offre une détection naturelle de la vivacité, puisqu'il n'est présent que chez un sujet vivant. Avec cette modalité, le système de reconnaissance peut trivialement garantir la vivacité du capteur. D'autres modalités biométriques, comme l'iris ou l'empreinte digitale, nécessitent un traitement supplémentaire pour établir la vivacité de la lecture.

Il convient toutefois de prendre en compte les inconvénients de l'utilisation de l'ECG pour l'identification humaine. Tout système de sécurité biométrique basé sur cette caractéristique doit être invariant face à des conditions telles que l'activité physique, le stress mental ou l'exercice qui affectent les propriétés morphologiques de la forme d'onde de l'ECG [7].

1.3 Anatomie du cœur

Le cœur est un organe musculaire qui pompe le sang dans tout le corps. Il se compose de deux pompes musculaires qui sont les ventricules gauche et droit (Figure 1.1). Chaque pompe a son propre réservoir (l'Atria gauche et droite). Les deux pompes servent chacune une circulation différente [8].

Le ventricule droit est la pompe pour la circulation pulmonaire. Il reçoit du sang de l'atrium droit, qui est ensuite pompé à travers l'artère pulmonaire dans les poumons. Ici, il est oxygéné et abandonne le dioxyde de carbone; Il retourne ensuite via les veines pulmonaires dans l'atrium gauche du cœur, puis entre dans le ventricule gauche.

Le ventricule gauche est la pompe pour la circulation systémique. Le sang est pompé du ventricule gauche via l'aorte au reste du corps. Dans les tissus du corps, des nutriments et des déchets sont échangés. Le sang retourne à l'atrium droit via la Vena Cavae supérieure et inférieure.

Les deux circulations fonctionnent simultanément et sont disposées en série. L'écoulement unidirectionnel est assuré par des vannes dans le cœur, des différences de pression dans l'arbre artériel et des vannes dans les veines.

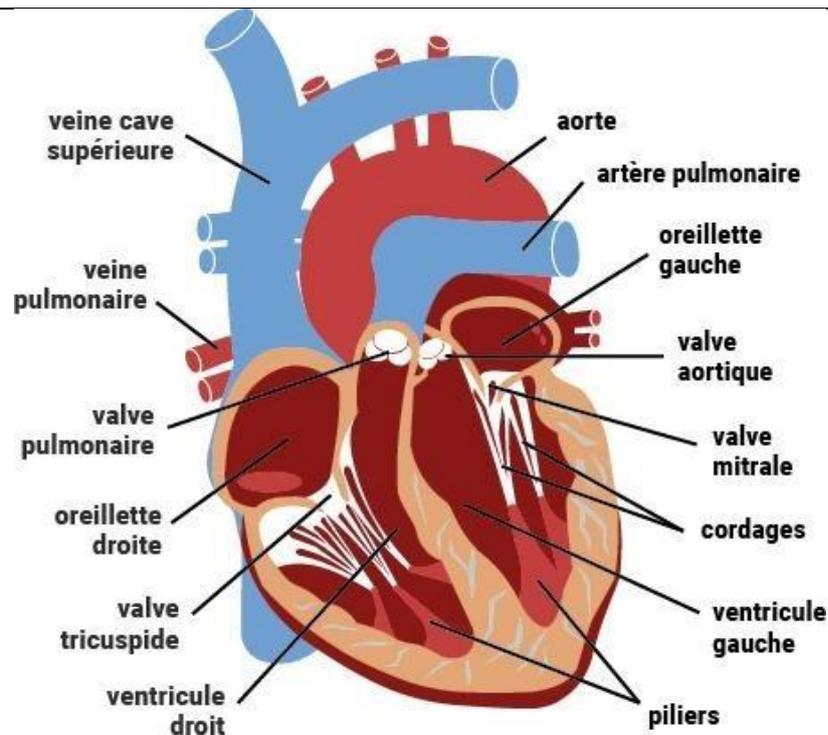


Figure 1.1: Les différentes parties du cœur.

1.4 Le fonctionnement électrique du cœur

Le pompage n'est efficace que lorsque le cœur se contracte de manière coordonnée. Le sang doit d'abord remplir les oreillettes, puis pompé dans les ventricules avant d'être éjecté de force. Cette coordination est réalisée par un système de conduction électrique élaboré qui contrôle le moment précis de la dépolarisation de la masse du myocarde. Ce contrôle délicat commence par un stimulateur cardiaque intrinsèque auto-excitable qui définit la vitesse à laquelle le cœur bat. Le stimulateur génère spontanément des impulsions électriques régulières qui se propagent ensuite à travers le système de conduction du cœur et déclenchent la contraction du myocarde. Ce stimulateur cardiaque s'appelle le nœud sino-auriculaire (SA) [8].

1.4.1 Le nœud sino-auriculaire

Le nœud SA génère l'impulsion électrique, responsable des contractions musculaires cardiaque ; il fonctionne automatiquement (il n'a pas besoin de stimulus pour remplir sa fonction). Le signal généré commence à stimuler l'oreillette droite puis presque en même temps il se propage vers l'oreillette gauche à travers le faisceau de Bachmann enfin le signal est

dirigé vers le nœud auriculo-ventriculaire AV celui-ci propage le signal à travers les ventricules pour stimuler la contraction des ventricules.

D'autre par le tissu SA est contrôlé par le cerveau à travers deux nerfs sympathiques et nerfs parasympathique le premier permet l'accélération des impulsions électriques lors d'activité physique intense le second permet au contraire de réguler ces impulsions lors du repos de la personne (Figure 1.2).

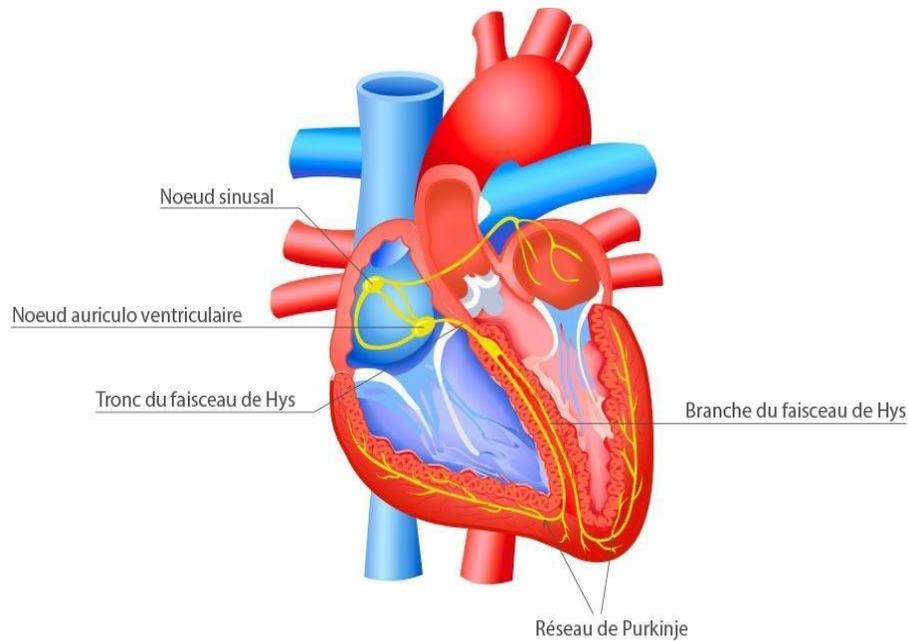


Figure 1.2 : illustration des parties du cœur qui véhicule l'impulsion électrique [8]

1.4.2 La dépolarisation

Au repos, la fibre cardiaque est polarisée, chargée positivement à l'extérieur et négativement à l'intérieur de la fibre voir (Figure 1.3 A). La stimulation induit des changements de la perméabilité de la membrane cellulaire avec inversion des charges électriques, qui deviennent positives à l'intérieur de la fibre et négatives à l'extérieur. Ensuite, cette dépolarisation se propage le long de la fibre voir (Figure 1.3 B) jusqu'à la dépolarisation complète voir (Figure 1.3 C). La transmission aux fibres adjacentes utilise le même mécanisme. Un vecteur représente la propagation de la dépolarisation le long de la fibre avec une direction allant du négatif au positif [8].

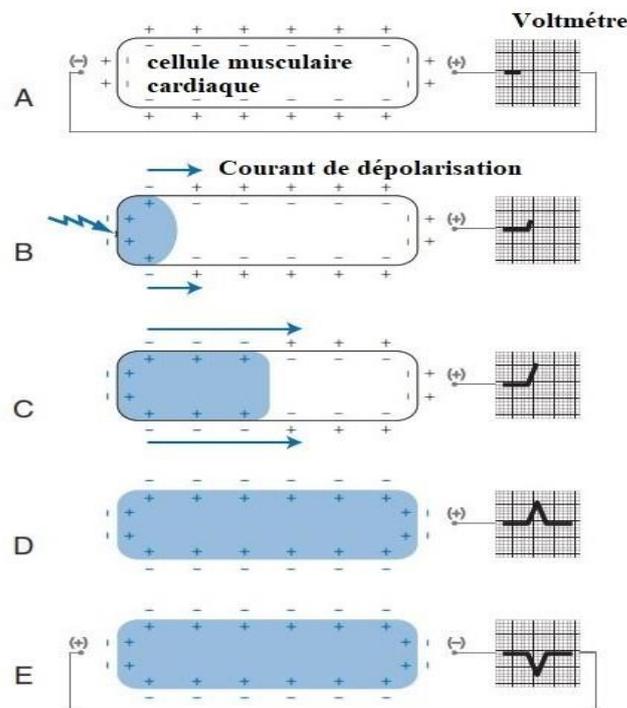


Figure 1.3: schéma représentant la provenance des ondes de dépolarisation [8]

1.4.3 La repolarisation

Le front d'onde de repolarisation des fibres suit le front d'onde de dépolarisation tout en ramenant les charges électriques à l'état de repos (Figure 1.4 A). Comme le front d'onde de dépolarisation, le front d'onde de repolarisation progresse le long de la fibre dans la direction opposée (Figure 1.4 B) ou dans la même direction (Figure 1.4 C), avec le même résultat final présentant une fibre chargée positivement à l'extérieur et négativement à l'intérieur (Figure 1.4 D). La flèche qui peut également représenter le front d'onde de repolarisation aura une direction opposée du positif au négatif. Les fronts d'onde de dépolarisation ou de repolarisation sont représentés par un vecteur ou une flèche. La flèche représentant la dépolarisation est positive à l'extrémité et négative à l'arrière. L'inverse est vrai pour le front d'onde de repolarisation : négatif à la pointe et positif à l'arrière. En résumé, la flèche montre la direction de propagation du front d'onde électrique : le front d'onde de dépolarisation est négatif à son origine alors que le vecteur de front d'onde de repolarisation est positif [8].

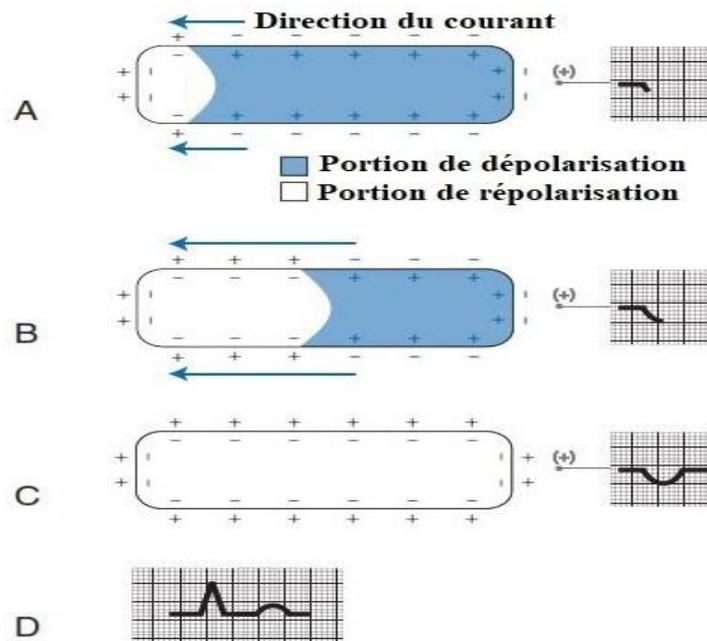


Figure 1.4 : schéma représentant la provenance des ondes de repolarisation [8]

1.4.4 Le nœud auriculo-ventriculaire (AV)

Le nœud auriculo-ventriculaire (AV) est situé dans le plan septal auriculaire inférieur droit, en bas de l'ouverture du sinus coronaire (Figure 1.5). Il est cylindrique et d'environ 3 mm de large et d'environ 8 à 10 mm de long. Le sang vers le nœud auriculo-ventriculaire est fourni par l'artère du nœud auriculo-ventriculaire à partir de l'artère coronaire droite (ACR). Le nœud AV est entouré d'une abondance de fibres conductrices appelées zone du nœud auriculo-ventriculaire [10].

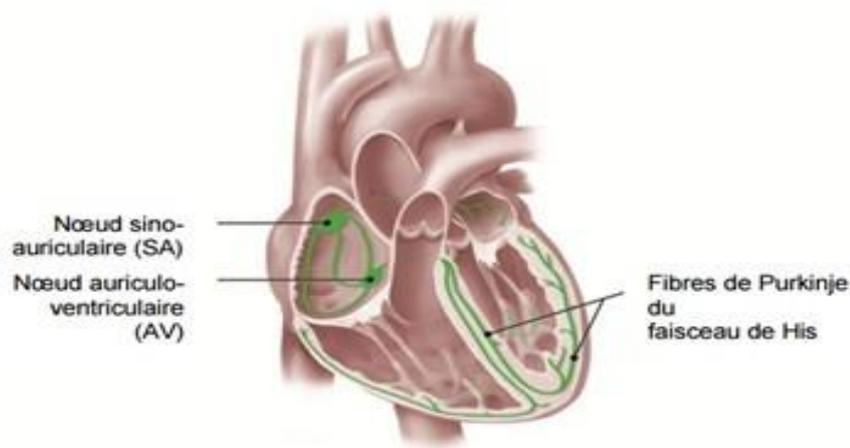


Figure 1.5: Le nœud auriculo-ventriculaire [10]

1.4.5 Automaticité

Les cellules qui forment les différentes parties du système de conduction présentent des taux d'automaticité différents. Les vitesses de propagation des impulsions électriques le long des chemins de conduction [9].

Lorsque le nœud SA ne parvient pas à fonctionner ou que l'impulsion du nœud SA n'atteint pas le nœud AV, le nœud AV devient le stimulateur dominant puisqu'il a le taux d'automaticité suivant le plus rapide. La fréquence cardiaque sera alors plus lente à 40-60 impulsions par minute. S'il existe un bloc de conduction au-dessous du niveau du nœud AV, les branches du faisceau, le réseau de Purkinje ou les muscles ventriculaires prendront la relève en tant que stimulateur cardiaque de la contraction ventriculaire. Le taux de contraction ventriculaire sera alors encore plus lent à 30-40 impulsions par minute. Un trouble de la conduction est souvent observable dans un ECG. Par exemple, un bloc dans le tractus inter auriculaire entraînera une dépolarisation normale des oreillettes droites mais une dépolarisation retardée des oreillettes gauches, entraînant une onde P élargie et entaillée. Cela se produit parce que l'impulsion ne peut se propager lentement par voie de dépolarisation myocardique pour atteindre l'oreillette gauche plutôt que par la voie de conduction rapide [9].

1.4.6 Propagation de l'excitation cardiaque

La dépolarisation initiée dans le nœud SA se propage radialement à travers les oreillettes, puis converge sur le nœud AV. La dépolarisation auriculaire est complète en environ 0,1 s. Comme la conduction dans le nœud AV est lente, un délai d'environ 0,1 s (délai nodal AV) se produit avant que l'excitation ne se propage aux ventricules. Il est intéressant de noter ici que lorsqu'il y a un manque de contribution des ions dans la dépolarisation (phase 0) du potentiel d'action, on observe une perte de conduction. Du sommet du septum, l'onde de dépolarisation se propage dans les fibres de Purkinje à toutes les parties des ventricules. En général, la dépolarisation du muscle ventriculaire commence à la gauche du septum inter ventriculaire et se déplace d'abord vers la droite à travers la partie médiane du septum. L'onde de dépolarisation se propage ensuite dans le septum jusqu'au sommet du cœur. Elle revient le long des parois ventriculaires vers la rainure AV, en passant de la surface endocardique à la surface épicaudique. Les dernières parties du cœur à dépolariser sont la partie postéro-buccale du ventricule gauche, le cône pulmonaire et la partie supérieure du septum [9].

1.4.7 Potentiel d'action

Le potentiel d'action représente les changements de potentiel transmembranaire mesuré avec deux électrodes (une intra et une extracellulaire) lors de l'activation de la fibre cardiaque. La séquence des événements qui sous-tendent le potentiel d'action est décrit ci-dessous (Figure 1.6) [9].

- Phase 0 est la phase de dépolarisation. Les canaux de sodium s'ouvrent et Na entre dans la cellule. La pénétration des ions Na est importante et rapide. Le potentiel transmembranaire augmente soudainement de -90 mV à +30 mV.
- Phase 1 est le début de la repolarisation (qui déclenche la récupération du potentiel d'action à sa valeur de repos). Elle est, relativement rapide avec une faible amplitude, elle est due à l'entrée de Cl dans la cellule.

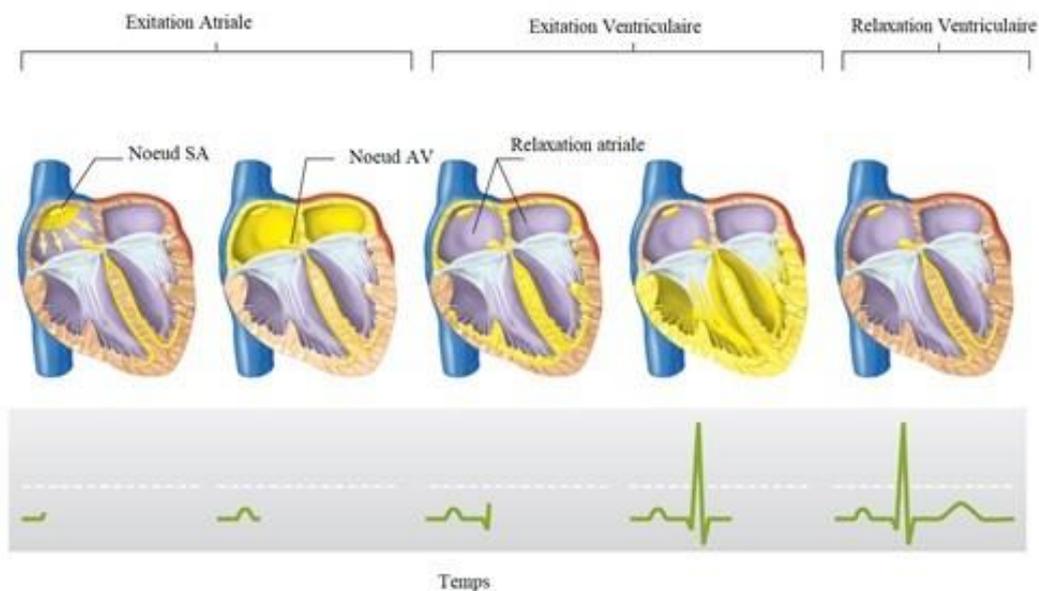


Figure 1.6 : potentiel d'action [9]

- Phase 2, où la pénétration du Ca maintient le potentiel d'action à un niveau stable pendant un temps relativement long. C'est le principal déterminant de la durée du potentiel d'action.

- Phase 3, l'afflux de Ca diminue de manière significative et est suivi par une sortie rapide et massive de K qui ramène le potentiel d'action à sa valeur de repos.
- Phase 4, l'activité cellulaire métabolique de la membrane expulse les ions Na entrés lors de la phase 0 et ramène simultanément les ions potassium K en fin de dépolarisation. La situation ionique des deux côtés de la membrane est comme avant le déclin du potentiel d'action.

Ces phénomènes sont en fait plus complexes, car il existe deux types de potentiel d'action :

- Provenant de l'oreillette, des ventricules et du système His-Purkinje
- Provenant du nœud sinusal et du nœud AV présentant les différentes caractéristiques suivantes :
- Front d'onde de dépolarisation lié à un influx lent d'ions Ca^{++} . La phase 0 est lente comme condition.
- Seuil moins négatif (-50 mV)

Le phénomène est présenté dans les (Figures 1.7 et 1.8) respectivement.

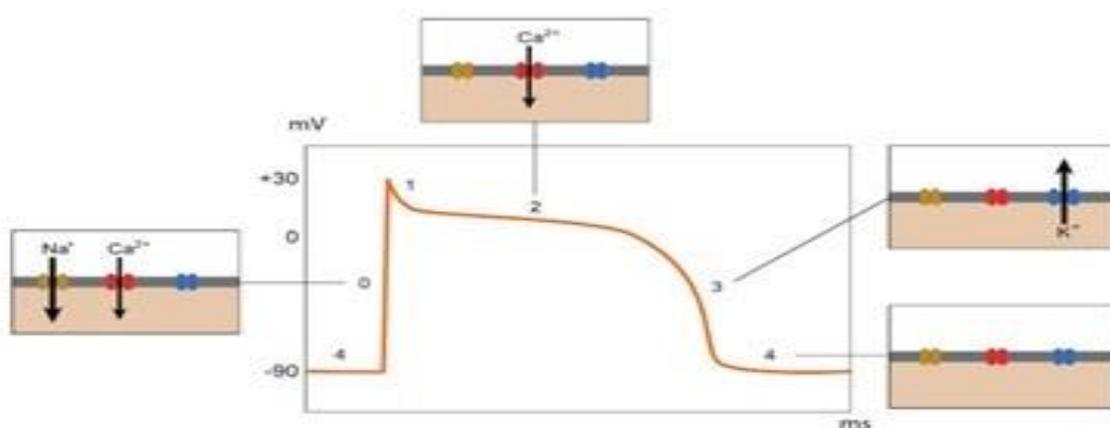


Figure 1.7 : potentiel d'action du myocarde [9].

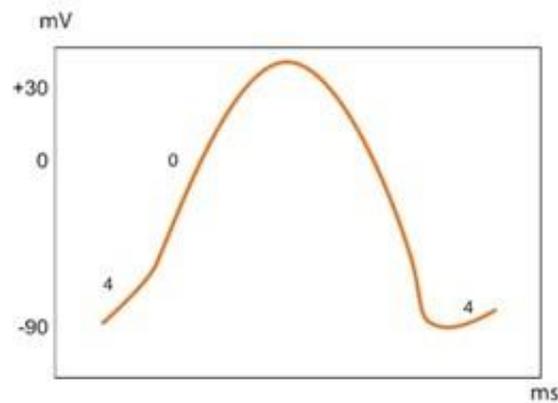


Figure 1.8: Potentiel d'action du nœud AV [9].

Le potentiel de repos est oblique et non horizontal. Une dépolarisation diastolique lente, progressive et spontanée est présente et peut provoquer une dépolarisation. Cela explique l'automatisme des nœuds sinusal et AV. Le taux de dépolarisation à partir du nœud sinusal est supérieur à celui du nœud AV, ce dernier n'étant actif que lorsque le nœud sinusal est défaillant. C'est ce qu'on appelle le rythme d'échappement nodal.

1.5 La détection du signal ECG

1.5.1 Méthodes d'enregistrement

Un électrocardiogramme est obtenu en mesurant le potentiel électrique entre différents points du corps à l'aide d'un amplificateur d'instrumentation biomédicale. Les signaux électriques du cœur sont enregistrés à partir d'une combinaison particulière d'électrodes d'enregistrement [10,11]. Il est nécessaire de placer les électrodes à la surface du corps pour détecter la dépolarisation du myocarde excitable. Quand une ou les deux électrodes sont en contact avec le cœur, les électrodes ECG sont appelées directes. Lorsque les électrodes sont placées à une distance de plus de deux diamètres cardiaques du cœur, les dérivations sont appelées indirectes. Les conducteurs semi directs désignent un agencement dans lequel une ou les deux électrodes sont à proximité immédiate mais pas en contact direct avec le cœur. Les dérivations sont considérées comme bipolaires lorsque les deux électrodes font face à des sites présentant des variations de potentiel similaires et unipolaires lorsque les variations potentielles d'une électrode sont négligeables par rapport à celles de l'autre. Parmi les 12 dérivations ECG standard, I, II et III sont

indirects et bipolaires ; AVR, AVL, et AVF sont indirects et unipolaires ; et V1 à V6 sont semi direct [10,11].

1.5.2 Placement des électrodes

Les électrodes sont placées directement sur la peau, maintenues en place par des pattes adhésives, sur chacun des quatre membres et sur la poitrine, selon la disposition standard illustrée à la (Figure 1.9). L'électrode de la jambe droite n'est pas utilisée pour la mesure, mais sert de masse électrique. Voici la liste des emplacements standards des électrodes thoraciques [10,11].

L'ECG standard comporte 12 dérivations :

- 6 dérivations périphériques (aussi appelées dérivations des membres)
- 6 dérivations précordiales (aussi appelées dérivations thoraciques)
- Chaque dérivation renvoie une image particulière de l'activité électrique du cœur, en fonction de la position des électrodes et de la morphologie du cœur.

Les dérivations périphériques sont obtenues au moyen de quatre électrodes, placées aux quatre membres, habituellement aux poignets et aux chevilles :

- Les électrodes des deux bras et de la jambe gauche renvoient les variations électriques du cœur.
- L'électrode de la jambe droite sert de mise à la terre.

Les dérivations précordiales sont obtenues au moyen de six électrodes, placées sur la cage thoracique de la façon suivante :

- V1 : 4e espace intercostal, à droite du sternum
- V2 : 4e espace intercostal, à gauche du sternum
- V3 : à mi-chemin entre V2 et V4
- V4 : 5e espace intercostal, sur la ligne médio-claviculaire (LMC)
- V5 : même hauteur que V4, à mi-chemin entre V4 et V6 ou sur la ligne axillaire antérieure (LAA)
- V6 : même hauteur que V4, sur la ligne médio-axillaire (LMA)

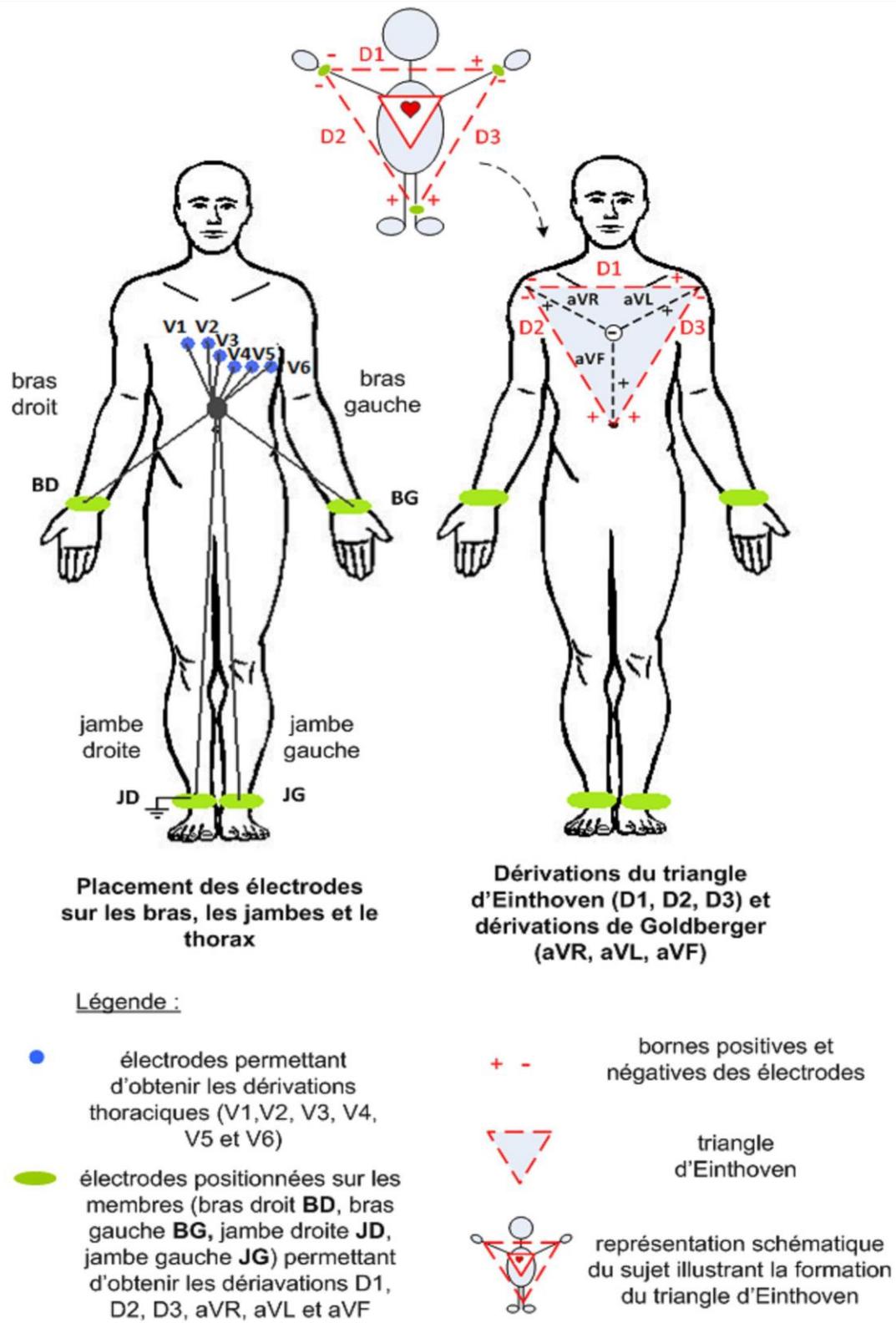


Figure 1.9: Position des électrodes des dérivations d'enregistrement de l'ECG.

1.6 Bruit du signal ECG

Les mesures d'ECG peuvent être corrompues par de nombreux types de bruit. De tels bruits peuvent contaminer l'ECG et peuvent changer ses caractéristiques rendant ainsi son analyse très difficile. Ceux d'intérêt primaire sont [12,13]:

- Interférence de ligne d'alimentation
- Bruit de contact de l'électrode
- Artefacts de mouvement
- Bruit EMG
- Bruit d'instrumentation

Ces artefacts affectent fortement le segment ST, dégradent la qualité du signal, la résolution de fréquence, produit des signaux de grande amplitude dans l'ECG qui peuvent ressembler à des formes d'onde PQRST et masquent de minuscules caractéristiques qui sont importantes pour la surveillance clinique et le diagnostic. L'annulation de ces artefacts dans les signaux ECG est une tâche importante pour un meilleur diagnostic [12,13].

1.6.1 L'interférence de la ligne de base

L'interférence de la ligne de base est un bruit qui provient de l'alimentation par le réseau de distribution électrique. L'interférence peut être due à l'effet parasite des champs de courant alternatif dus aux boucles dans les câbles du patient. D'autres causes sont des contacts lâches sur le câble du patient ainsi que des électrodes sales. Lorsque la machine ou le patient n'est pas correctement mis à la terre, les interférences de la ligne d'alimentation peuvent même masquer complètement la forme d'onde de l'ECG. La cause la plus fréquente de l'interférence de 50 Hz est l'électrode déconnectée résultant en un très fort signal perturbateur, et nécessite donc une action rapide. Les interférences électromagnétiques provenant des lignes électriques entraînent également des tracés de mauvaise qualité [12,13].

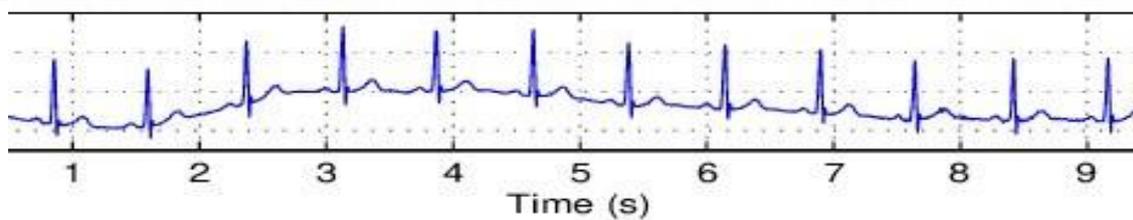


Figure 1.10 : L'interférence de la ligne de base [19].

1.6.2 Le bruit de contact de l'électrode

Le bruit de contact de l'électrode est une interférence transitoire provoquée par la perte de contact entre l'électrode et la peau, qui peut être permanente ou intermittente. L'action de commutation peut entraîner de gros artefacts puis que le signal ECG est habituellement couplé capacitivement au système. Ce type de bruit peut être modélisé comme une transition de ligne de base rapide se produisant de façon aléatoire qui se désintègre de manière exponentielle vers la ligne de base et qui a une composante de 60 Hz super posée [12,13].

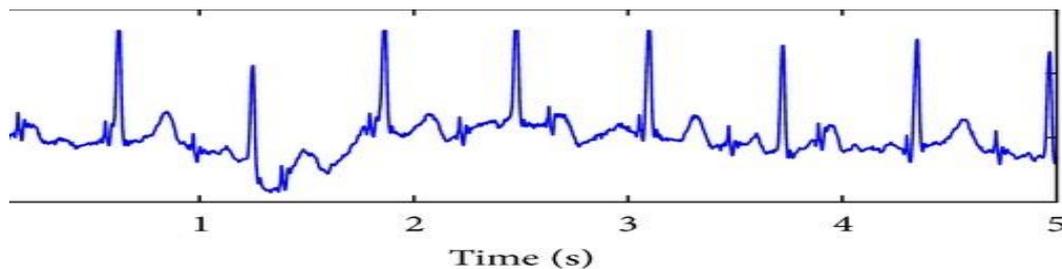


Figure 1.11 : Le bruit de contacte des électrodes [19].

1.6.2 Les artefacts de mouvement

Les artefacts de mouvement sont des changements de ligne de base transitoires dans l'impédance de la peau de l'électrode avec le mouvement de l'électrode. Cela provoque des changements soudains dans l'amplitude du signal ECG, ainsi que des changements de ligne de base à basse fréquence. De plus, une mauvaise conductivité entre les électrodes et la peau réduit l'amplitude du signal ECG et augmente la probabilité de perturbations (en réduisant le SNR). La durée de ce type de signal de bruit est de 100-500 ms avec une amplitude de 500% de l'amplitude ECG crête à crête [12,13].

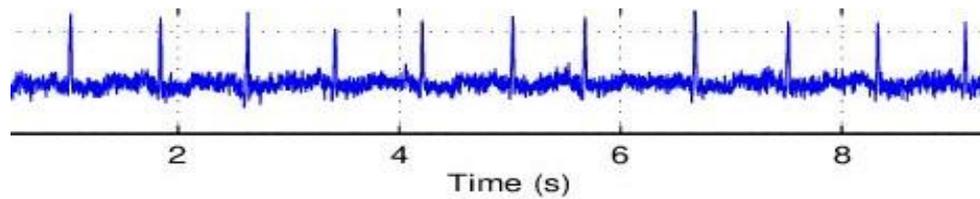


Figure 1.12 : Bruit généré par le mouvement du patient [19].

1.6.3 Le bruit d'EMG

Le bruit d'électromyographie est causé par la contraction d'autres muscles en plus du cœur. Lors que d'autres muscles à proximité des électrodes se contractent, ils génèrent des ondes de dépolarisation et de repolarisation qui peuvent également être captées par l'ECG. Il est bien établi que l'amplitude du signal d'électromyographie est de 10% de l'amplitude ECG crête à crête [12,13].

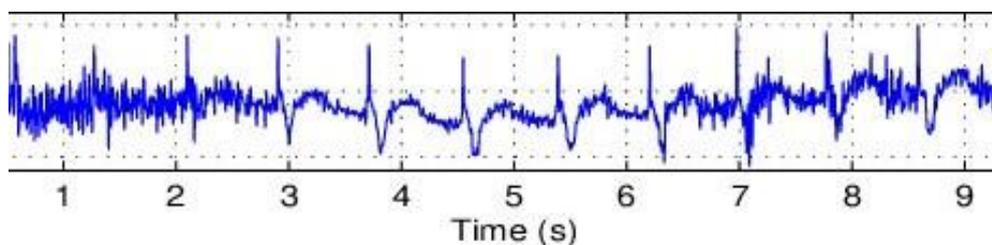


Figure 1.13 : Le bruit EMG [19].

1.7 Conclusion

Ce chapitre est une introduction aux éléments de base de l'électrophysiologie du cœur. Dans la première partie du chapitre, nous avons exposé les différentes notions de base de la biométrie. Dans la deuxième partie du chapitre, nous avons brièvement passé en revue l'anatomie du cœur ainsi que son système de conduction électrique. Dans une troisième partie de ce chapitre, nous avons exposé les différentes notions de l'électrocardiographie ainsi que la méthode de détection du signal ECG. Nous avons terminé ce chapitre par donner les distinctes sources de bruit contaminant l'ECG.

Chapitre 2

État de l'Art d'Identification

Biométrie

2.1 Introduction

Dans le monde actuel, l'identification biométrique est devenue très importante. Vu que tout est devenu si rapide ou le temps est compté en second même en millisecondes, tout est fait et réalisé pour que l'homme puisse voyager, travailler et de façon générale s'épanouir en toute sécurité en gaspillant le moins de temps possible ; et rien n'est encombrant ni dérangerant à l'heure actuelle que les papiers qu'il faut présenter à chaque fois pour passer d'une frontière à une autre, aller travailler et pour faire plus d'activité ; mais aussi les papiers sont un moyen d'identification si facile à détourner à falsifier entraînant ainsi l'augmentation de l'insécurité dans le monde, autant de facteurs qui poussent la recherche vers la réalisation de méthodes d'identification rapide et plus sécurisées.

Pendant les dernières années, plusieurs techniques ont été réalisées pour l'identification biométrique des personnes, rivalisant chacune d'elle par leurs rapidités et leurs sécurités ; la plupart de ces systèmes utilisent des systèmes conventionnels d'extraction, pour analyser le signal ECG et pour l'identification biométrique. Nous allons présenter dans la première partie de ce chapitre la base de données MIT/BIH que nous allons utiliser dans ce mémoire. Dans la deuxième partie nous allons faire une étude bibliographique sur les techniques et les méthodes utilisées pour la classification et l'identification biométrique des signaux ECG.

2.2 Base de données MIT/BIH

Cette base de données contient 48 enregistrements, chacun contenant des signaux ECG à deux canaux pour une durée de 30 minutes sélectionnés parmi des enregistrements de 24 heures. Les sujets ont été prélevés parmi 25 hommes âgés de 32 à 89 ans et 22 femmes âgées de 23 à 89 ans et les enregistrements 201 et 202 provenaient du même sujet masculin. Chaque enregistrement comprend deux canaux (DII, V5). Chaque enregistrement est échantillonné à une fréquence de 360 Hz avec une résolution de 11 bits sur une plage de 10 mV. Vingt-trois des enregistrements (numérotés dans la plage de 100 à 124) sont destinés à servir d'échantillon représentatif des enregistrements cliniques de routine et 25 enregistrements (numérotés dans la plage de 200 à 234) contiennent une variété de cas pathologiques [20]. La base de données contient des annotations pour les informations de chronométrage et les informations de classe de battements vérifiées par des experts indépendants, il existe trois fichiers différents avec les extensions suivantes [21] :

- Les fichiers **.dat** qui comprend les données digitalisées du signal ECG, deux différents signaux correspondant aux deux dérivations (MLII et V5)
- Les fichiers **.hea** qui comporte les paramètres d'interprétation du fichier de données correspondant tels que : la fréquence d'échantillonnage, gain d'amplification, dérivations utilisées, nombre d'échantillons, pathologie,..., etc.
- Les fichiers **.atr** qui comporte les emplacements des pics R du signal ECG qui ont été marqués manuellement par de nombreux cardiologues.

Les différents codes et leurs descriptions des annotations de la base de données MIT-BIH Physio Bank sont présenté dans le Tableau 2.1.

Tableau 2.1 : Annotations de la base de données MIT-BIH Physio Bank

Code	Description
N	Battement Normal
L	Battement de bloc de branche gauche
R	Battement de bloc de branche droit
B	Battement de bloc de branchement (non spécifié)
A	Battement prématuré auriculaire (Atrial prématuré beat)
A	Battement prématuré auriculaire aberré
J	Battement prématuré nodal (fonctionnel)
S	Battement prématuré ou ectopique supra ventriculaire
V	Contraction ventriculaire prématurée
R	R-on-T contraction ventriculaire prématurée
F	Fusion du battement ventriculaire et normal
E	Battement d'échappement atriale
J	Battement d'échappement nodal (fonctionnel)
N	Battement d'échappement supra ventriculaire
E	Battement d'échappement ventriculaire
F	Fusion du battement rythmé et normal
Q	Battement inclassable

2.3 Identification biométrique (état de l'art)

Le terme biométrique, on déduit que les techniques d'identification se différencient entre elles de par les paramètres biologiques qui ont été choisis pour ces fins ; ainsi il y a

l'identification par l'iris de l'œil, l'identification par les empreintes digitales, l'identification par le comportement, l'identification par l'ECG et d'autres :

- **Emmanuel Alain-Cabanis, Jean –Yves Le Gall et Raymond Ardaillou 2007**

Une technique est basé sur l'utilisation de l'ADN comme paramètre biologique d'identification ; il s'agit de courtes séquences de deux à cinq nucléotides répétées un nombre variable de fois et appelées microsatellites. Les trousseaux les plus courantes permettent d'analyser onze à seize marqueurs autosomiques indépendants. Plus rarement, on analyse l'ADN mitochondrial et celui du chromosome Y. Ces tests génétiques sont utilisés pour identifier des suspects ou des victimes à partir des tissus biologiques retrouvés ou des cadavres et pour établir des liens de filiation [21].

- **Aniss Chaari 2009**

Le chercheur a publié dans sa thèse (Nouvelle approche d'identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisée) :

Une technique cette fois qui a pour paramètre le visage humain ; il a proposé une étape de classification non supervisée ou clustering des visages pour partitionner la base de données d'images en plusieurs sous ensemble cohérent et bien discriminés pour ce faire, l'algorithme de clustering vise à extraire pour chaque visage un ensemble de descripteurs appelé signature qui lui soit spécifique. Trois techniques de représentation faciales ont été développées dans le but d'extraire des informations différentes et complémentaires décrivant le visage humain [22].

- **Dehache Ismahéne 2010**

Le chercheur a publié dans sa thèse (Une approche multimodale pour l'identification biométrique) :

Une nouvelle approche a été présentée par l'auteur en partons du fait que chaque méthode d'identification a ces failles. L'auteur a choisi une approche de fusion multi biométrique pour la vérification de l'identité. En effet, il a utilisé deux types de biométries : l'empreinte digitale et la signature. L'approche d'intégration de ces modalités se base sur l'utilisation des séparateurs à vaste marge (SVM), cette fusion est réalisée au niveau des scores générés à partir d'une combinaison de classifieurs neuronaux de type perceptrons multicouches. La décision est prise, par la suite, selon le score émis par le classifieur SVM. Il a ainsi conçu et réalisé un système multi biométrique par la fusion des deux modalités, cette fusion a permis d'améliorer significativement les performances de vérification. Les résultats

obtenus confirment la supériorité de la multi biométrie par rapport aux systèmes biométriques uni modaux [23].

- **Samer Chantaf a publié (Biométrie par signaux physiologiques) 2011**

Elle a proposé trois méthodes d'identification biométriques. La première méthode utilise l'électrocardiogramme (ECG) comme signature individuelle, alors que la deuxième est basée sur l'utilisation des signaux électromyographies (EMG) de surface en réponse à une force d'intensité fixe. Enfin, la dernière technique explorée, utilise les réponses motrices obtenues suite à une stimulation électrique. Ces méthodes consistent d'abord à acquérir les signaux physiologiques chez des personnes saines. Elle a choisi les réseaux d'ondelettes pour extraire des caractéristiques pertinentes [24].

- **É.F.Lartigau et S.Audebaud 2012**

Les auteurs ont publié dans (Mise en œuvre d'un dispositif d'identification biométrique en radiothérapie: l'expérience du centre Oscar-Lambret Finger prints identification of radiotherapy patients) :

Dans cet ouvrage les auteurs en restreint l'utilisation de leur technique d'identification dans le domaine médical seulement c'est-à-dire pour la reconnaissance des patients ; le centre Oscar-Lambret a mis en œuvre une reconnaissance biométrique par empreinte digitale chez 1901 patients pris en charge dans son département de radiothérapie. Le taux d'acceptation par les patients a été très élevé (plus de 93 %) avec un taux de fausse reconnaissance de 0,1 % [25].

En 2013 plusieurs travaux de recherches ont été faits parmi eux :

- **Alaa Hilal** dans son ouvrage (Système d'identification à partir de l'image d'iris et détermination de la localisation des informations) :

Dans son travail, trois contributions principales sont proposées pour améliorer le système d'identification d'iris. Une nouvelle méthode de segmentation est développée. Elle détecte la frontière externe de l'iris par un contour circulaire et la pupille, d'une manière précise, à l'aide d'un modèle de contour actif. Ensuite, une nouvelle méthode de normalisation est proposée. Elle assure une représentation plus robuste et un meilleur échantillonnage de la texture de l'iris comparée aux méthodes traditionnelles. En fin en utilisant le système d'identification d'iris proposé, la localisation des caractéristiques discriminantes dans une région d'iris est identifiée [26].

- **OuladBahammou, Abdelaziz Bouchareb, ouvrage (Un Système Biométrique Multimodal) :**

Une approche d'identification biométrique basée sur la fusion multimodale est proposée afin de combiner les informations biométriques du visage et de l'empreinte digitale. Ce système est structuré comme suit : le codage des visages et des empreintes digitales, fusionnant le système d'information et d'apprentissage qui en résulte et enfin le module de décision. Enfin, SBM est un système d'identification biométrique multimodal, qui fournit à l'utilisateur une interface graphique, il est basé sur le visage et l'empreinte digitale et il aide l'utilisateur à identifier de vraies personnes [27].

- En **2014 Akrouf Samir** dans son ouvrage (Une approche multimodale pour l'identification du locuteur) :

Il a proposé de fusionner différentes caractéristiques biométriques pour obtenir une décision de reconnaissance unique. Pour ce faire, il a intégré deux systèmes de reconnaissance biométrique, à savoir le visage et la voix. Enfin il expose un nouveau système dans lequel il propose le développement d'une plateforme d'identification biométrique non contraignante qui exploite les propriétés vocales et visuelles d'une personne pour procéder à son identification [28].

- En **2015 Yeihya Kabbara** dans son ouvrage (Caractérisation des images à Rayon-X de la main par des modèles mathématiques : application à la biométrie)

Il a proposé un algorithme d'identification robuste, en considérant les caractéristiques intrinsèques des phalanges de la main. Une nouvelle approche qui s'avère intéressante, notamment lorsqu'il est question d'assurer un niveau de sécurité élevé, robuste aux différentes attaques qu'un système biométrique doit contrer. La base des techniques proposées requière trois phases, à savoir: (1) la segmentation des phalanges, (2) l'extraction de leurs caractéristiques par la génération d'une empreinte, appelée « Phalange-Code » et (3) l'identification basée sur la méthode du 1-plus proche voisin ou la vérification basée sur une métrique de similarité [29].

- En **2016 Takwa Chihaoui et Rostom Kachouri** dans leur ouvrage qui s'intitule (L'extraction d'un anneau d'intérêt autour de disque optique pour une identification rétinienne robuste) :

Les vaisseaux sanguins de la rétine ont été pris comme paramètre d'identification. Ils ont proposé un système de reconnaissance basé sur une nouvelle méthode nommée "ODR" (Optical Disc interest Ring). Elle consiste, dans un premier temps, à améliorer la qualité de contraste de l'image rétinienne acquise. Ensuite, le centre de disque optique est détecté comme référence pour l'extraction d'un anneau d'intérêt autour de ce centre. La sélection de

cette région d'intérêt permet de maintenir une haute densité d'information rétinienne nécessaire pour assurer une meilleure qualité d'identification et de réduire considérablement les temps de calcul.

Pour son évaluation, la méthode ODR a été intégrée dans un système d'identification basé sur une caractérisation locale et invariante telles que SIFT (Scale Invariant Feature Transform) et SURF (Speeded Up Robust Features). Un taux de reconnaissance de 99.8% est obtenu avec des images rétiniennes saines de la base VARIA [30].

- En **2017 Khellat Kihel Souad ouvrage** : (Identification biométrique par fusion multimodale de l'empreinte d'articulation, l'empreinte digitale et l'empreinte veineuse du doigt)

Elle a proposé un système d'identification en utilisant la fusion multimodale de l'empreinte d'articulation, l'empreinte digitale et les veines par l'intégration de différentes techniques et architectures. Une fusion au niveau des images, au niveau des caractéristiques, au niveau des scores ainsi qu'au niveau des décisions a été proposée pour la fusion de ces trois modalités biométriques. Une amélioration du niveau des caractéristiques a été introduite pour obtenir des résultats très satisfaisants [31].

- En **2018 Takwa Chihaoui ouvrage** : (Système d'identification de personnes basé sur la rétine) :

Elle a porté une contribution dans la technique d'identification par la rétine qui réside dans la conception d'une méthode d'analyse d'image rétinienne saine et pathologique, suivie d'une sélection d'une région d'intérêt autour du disque optique. Cette méthode améliore la qualité de l'image rétinienne et extrait une région d'intérêt la plus stable de la rétine afin de maintenir une densité d'information satisfaisante, pour assurer une meilleure qualité de reconnaissance. Leurs deuxièmes contributions portent sur la proposition d'une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques locales basée sur le descripteur standard SIFT [32].

- En **2019 Boureneb Aziza ouvrage** : (identification des personnes par leurs empreintes palmaire) :

Elle a essayé d'évaluer l'utilité des images d'empreintes palmaires multi spectrales pour améliorer le système d'identification des personnes basés sur les empreintes palmaires. Pour ce faire, elle a proposé un système d'identification d'empreintes palmaires basé sur le filtre de BSIF qui s'applique sur chaque image spectrale. L'idée est d'extraire les caractéristiques texturales de chaque image spectrale d'empreinte palmaire pour traiter les caractéristiques uniques inhérentes à l'empreinte palmaire [33].

- En **2020 Benothmaneimene et Djaalaines ouvrage** : (identification biométrique par le visage et l'oreille) :

Dans le cadre de leur thèse, elles ont proposé la méthode des faces propres PCA pour réaliser le système de reconnaissance de visage. Pour le système de reconnaissance d'oreille humain, elles ont proposé une approche d'extraction des caractéristiques géométriques basées sur un prétraitement par des filtres avec une classification basée sur les réseaux de neurones artificiel ANN [43].

Ainsi nous avons passé en revue quelque technique d'identification biométrique qui on était faites de 2007 à 2020.

2.4 Identification biométrique basé sur le signal ECG (état de l'art)

Comme vous pouvez le remarquer dans cette partie, il est évidant que le paramètre choisi pour l'identification est le signal ECG ; mais alors où est la différence entre les techniques d'identification basées sur le signal ECG ?

Une question qui nous frappe l'esprit directement vu que nous avons dit précédemment que les méthodes d'identification se différencient de par le choix du paramètre biologique pris comme référence. Ce qui va suivre, va amplement répondre à cette question :

- En **2007 Yongjin Wang, Foteini Agrafioti** en publie un article : (Analysis of Human Electrocardiogram for Biometric Recognition)

L'article présente une analyse systématique de l'identification humaine à partir des données ECG. Un cadre basé sur la détection fiduciaire qui intègre les attributs d'analyse des taux et d'apparence sont introduits pour la première fois. L'approche basée sur l'apparence nécessite la détection d'un point de repère seul. De plus, pour assouplir complètement la détection des points repères, une nouvelle approche basée sur l'autocorrélation (AC) en conjonction avec transformée en cosinus discrète (DCT) est proposée. L'expérimentation démontre que la méthode AC/DCT produit des précisions de reconnaissance avec l'approche basée sur la détection fiduciaire [35].

- En **2008 Foteini Agrafioti, Dimitrios Hatzinakos** ont publié un ouvrage : (ECG Based Recognition Using Second Order Statistics)

Dans leur article, ils ont démontré une approche d'extraction de caractéristiques basée sur l'autocorrélation, en conjonction avec la transformée en cosinus discrète ou l'analyse discriminante linéaire. En guise d'optimisation, ils ont introduits une technique d'appariement de modèles qui améliore considérablement les performances de classification tout en agissant également comme un détecteur d'intrus. Les résultats expérimentaux ont montré des taux de reconnaissance considérablement élevés, qui ont rendu les applications d'identification basées sur l'ECG très prometteuses [36].

En **2009** plusieurs articles en était publié qui sont aussi importants les uns que les autres parmi eux en cite ceux-ci :

- **Ognian Boumbarov, Yuliyen Velchev ouvrage:** (ECG personal identification in subspaces using radial basis neural networks)

Dans cet article, une approche d'identification biométrique personnelle est présentée basée sur l'extraction des caractéristiques ECG et la classification avec RBFNN (Radial Basis Function Neural Network). Ils effectuent un débruitage et une segmentation sur le signal d'entrée, puis ils ont réalisé une réduction de dimensionnalité et une extraction de caractéristiques basées sur la transformation PCA (principal component analysis). La séparabilité des caractéristiques sélectionnées a été améliorée en appliquant LDA (une technique d'analyse discriminante prédictive). La dernière étape de l'approche proposée est la classification et la reconnaissance des caractéristiques extraites avec la fusion des scores de classification [37].

- **Dimitrios Hatzinakos, Foteini Agrafioti ouvrage:** (ECG biometric analysis in cardiac irregularity conditions)

Dans leur article ils se sont penchés sur l'évaluation d'un système d'identification qui est robuste aux irrégularités cardiaques courantes telles que la contraction ventriculaire prématurée (PVC) et la contraction prématurée auriculaire (APC). Des critères concernant la distribution de puissance et la complexité des signaux ECG sont définis pour mettre en évidence des enregistrements ECG anormaux, qui ne sont pas exploitables pour l'identification. Les résultats expérimentaux ont indiqué un taux de reconnaissance de 96,2 % et rendu l'identification basée sur les signaux ECG plutôt prometteuse [38].

- En **2011 Ibrahim Khalil, Christopher Meli ouvrage**: (ECG biometric using multilayer perceptron and radial basis function neural networks)

Les auteurs de cet article ont proposé une nouvelle méthode pour identifier les personnes utilisant l'électrocardiogramme (ECG), en particulier le complexe QRS qui s'est avéré stable contre la variabilité de la fréquence cardiaque et pratique pour être utilisé seul comme caractéristique biométrique. 324 complexes QRS sont extraits des ECG de 18 sujets dans la base de données MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database (NSRDB) de Physionet. Les réseaux de neurones Perceptron multicouche (MLP) et Fonction de base radiale (RBF) sont utilisés pour classer ces complexes QRS. Si les données de formation sont choisies avec soin pour couvrir une large gamme de valeurs d'entrée (c'est-à-dire les complexes QRS), les taux de précision de la classification peuvent atteindre plus de 98 % en utilisant MLP et 97 % en utilisant RBF [39].

- En **2012 Samaneh Kouchaki, Adeleh Dehghani ouvrage** : (ECG-based personal identification using empirical mode decomposition and Hilbert transform)

Leur ouvrage présente un système d'identification individuelle utilisant 20 sujets sains de la base de données Physikalisch-Technische Bundesanstalt (PTB). De cette manière, la décomposition en mode empirique (EMD) est utilisée pour décomposer les signaux en leur composante de base. Ensuite, la fréquence instantanée de la dernière composante est calculée en utilisant la transformée de Hilbert. Enfin, le classificateur le plus proche voisin (1NN) est utilisé pour identifier la précision de cette méthode. Avec cette procédure, ils ont obtenu un taux d'identification élevé (93,22%) [40].

- En 2014 **Marcin D.Bugdol, Andrzej W.Mitas ouvrage**: (Multimodal biometric system combining ECG and sound signals)

Dans l'article, un nouveau système biométrique comportemental multimodal qui combine l'ECG et le signal sonore est décrit. L'acquisition du signal a été effectuée dans une condition de petite contrainte lorsqu'il a été demandé à l'utilisateur d'émettre des sons à une hauteur donnée. Grâce aux stimulations, le signal ECG et surtout la fréquence cardiaque varient dans le temps et ces changements peuvent être utilisés pour extraire des caractéristiques biométriques qui représentent une réponse individuelle aux stimuli. L'approche proposée utilise des coefficients statistiques populaires qui sont efficaces et simples en termes de calcul [41].

- En **2015 Manal M. Tantawi, Kenneth Revett ouvrage**: (A wavelet feature extraction method for electrocardiogram (ECG)-based biometric recognition)

Cet article propose une méthode d'extraction de caractéristiques d'ondelettes discrètes pour un système biométrique basé sur l'électrocardiogramme (ECG). Dans cette méthode, les intervalles RR sont extraits et décomposés à l'aide d'ondelettes bi-orthogonales discrètes dans des structures de coefficients d'ondelettes. Ces structures sont réduites en excluant les coefficients non informatifs, puis elles sont introduites dans un réseau de neurones à fonctions de base radiales (RBF) pour classification. De plus, ils ont étudié la possibilité d'utiliser uniquement les intervalles QT ou QRS au lieu des intervalles RR. Les expériences menées ont été validées à l'aide de quatre bases de données Physionet. Des problèmes critiques tels que la stabilité dans le temps, la capacité à rejeter les imposteurs, l'évolutivité et la généralisation à d'autres ensembles de données ont également été résolus grâce à leur travaux [42].

- En **2016 Dhouha Rezgui, Zied Lachiri ouvrage**: (ECG biometric recognition using SVM-based approach)

Cet article présente une nouvelle approche pour l'identification personnelle biométrique basée sur les caractéristiques de l'électrocardiogramme (ECG). L'ECG, qui reflète l'activité électrique cardiaque, est une caractéristique distinctive d'une personne et peut être utilisé pour des besoins de sécurité. Vingt et une caractéristiques basées sur les distances temporelles et d'amplitude entre les points repères détectés et 10 descripteurs morphologiques sont extraites de chaque battement de cœur. Ensuite, la machine à vecteurs de support (SVM) est utilisée comme classificateur. L'algorithme est évalué à l'aide de deux bases de données, à savoir MIT-BIH Arrhythmia et MIT-BIH Normal Sinus Rhythm. L'analyse des résultats montre que la combinaison de toutes les fonctionnalités permet d'améliorer l'efficacité de leur système vis-à-vis des sujets humains sains et ceux souffrant d'arythmie [43].

- En **2018 Susana Brás¹, Jacqueline H. T. Ferreira ouvrage**: (Biometric and Emotion Identification: An ECG Compression Based Method)

Ils ont présenté une solution innovante et robuste pour l'identification biométrique et émotionnelle à l'aide de l'électrocardiogramme (ECG). en partent du faites que le signal ECG est étroitement lié au système nerveux et a l'état émotionnelle, ainsi Avec l'utilisation de modèles de données théoriques de l'information, associés à des algorithmes de compression de données, ils ont comparé efficacement les enregistrements ECG et déduit l'identité de la personne, ainsi que l'état émotionnel au moment de la collecte des données. La méthode proposée ne nécessite pas de délimitation ou d'alignement des ondes ECG, ce qui réduit les erreurs de prétraitement. Ils ont obtenu plus de 98% de précision dans l'identification biométrique, alors que dans la reconnaissance des émotions, ils ont atteint plus de 90% [44].

- En **2019 Su Kunab, Yang Gongping ouvrage**: (Human identification using finger vein and ECG signals)

Dans leur article, ils ont fait la première tentative d'intégration de la veine du doigt avec des signaux ECG pour l'identification personnelle en utilisant diverses stratégies de fusion. Une nouvelle méthode biométrique multimodale basée sur l'analyse de corrélation discriminante (DCA) pour la fusion de la veine du doigt et de l'ECG est proposée. Les résultats expérimentaux montrent que le système multimodal proposé est nettement supérieur à deux systèmes uni-modaux individuels en termes de précision de reconnaissance et de sécurité [45].

- En **2020 Rui Lia, Gongping Yang ouvrage**: (Robust ECG biometrics using GNMF and sparse representation)

Cet article vise à proposer une nouvelle méthode biométrique ECG robuste basée sur la factorisation matricielle non négative (GNMF) régularisée par un graphe et la représentation clairsemée. Ils ont évalué la méthode sur deux ensembles de données publics : ECG-ID et MIT-BIH Arrhythmia (MITDB). Lors de la fusion de trois battements cardiaques en tant qu'échantillon de test, la précision atteint 98,03 % et 100 % sur l'ensemble de données ECG-ID et l'ensemble de données MITDB, respectivement. Les résultats expérimentaux montrent que la méthode proposée est robuste pour les sessions intra-session et intersession du signal ECG [46].

2.5 Conclusion

Ainsi nous arrivons à la fin du chapitre 2 ; où nous avons passé en revue les travaux les plus pertinents qui ont été faits dans l'identification biométrique puis dans l'identification biométrique à base du signal ECG, de l'année 2007 jusqu'à l'année 2020 ; cela étant important pour pouvoir situer notre travail par rapport aux autres et pouvoir comparer nos résultats avec les résultats d'autrui, puis objectivement nous pourrions juger notre méthode.

Chapitre 3

Prétraitement du Signal ECG

3.1 Introduction

Les bruits présents dans un signal ECG tels que l'interférence de la ligne de base, bruit de contact électrode peau, artefacts de mouvements et le bruit d'EMG ; déforment le signal et rendent toute tentative de diagnostic ou d'identification impossible à réaliser d'où l'intérêt du prétraitement.

Dans ce troisième chapitre nous allons exposer le processus du prétraitement que nous avons suivi. Le prétraitement du signal ECG se fait en deux étapes. Premièrement, le chargement de l'enregistrement ECG à partir de la base de donnée MIT/BIH, le filtrage et l'extraction du complexes QRS. Deuxièmement, une nouvelle méthode quantitative est proposée pour l'identification biométrique du signal ECG. La méthode de prédiction linéaire va être utilisée dans l'étape de la modélisation afin d'extraire les coefficients de la prédiction linéaire. Ces coefficients vont être utilisés comme paramètres pertinents dans l'étape d'identification biométrique.

3.2 Le prétraitement du signal ECG

L'étape du prétraitement du signal ECG est d'une importance capitale dans les systèmes de traitement automatique de l'ECG. En effet, une fois les pics R détecté, le complexe QRS peut être identifié, différents temps et amplitudes du cycle cardiaque peuvent être mesurés et repérer. Les difficultés de la détection de QRS résident, essentiellement, dans la grande variabilité de la forme du signal et la présence dans l'ECG de bruits d'origines diverses. L'opération de prétraitement du signal ECG est réalisée, en général, en étapes suivantes: un filtrage du signal ECG. Extraction et fenêtrage du complexe QRS. Extraction des paramètres pertinent en utilisant le model proposé.

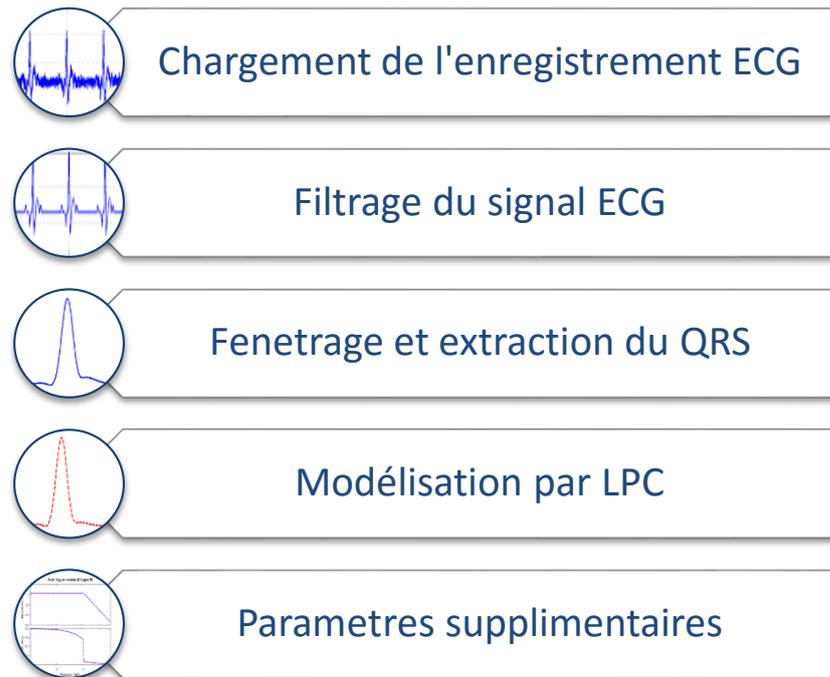


Figure 3.1 : Synoptique du prétraitement

3.2.1 Filtrage

L'étape de filtrage est parmi les opérations les plus importantes dans le prétraitement du signal ECG vu les variations de sa morphologie, sa variabilité physiologique ainsi que les différents bruits qui le contaminent. Il existe plusieurs méthodes de filtrage associées à différents algorithmes de détection comprenant le filtrage linéaire, le filtrage non linéaire, les réseaux de neurones et la transformation en ondelettes [47]. Dans notre cas nous avons utilisé un filtre passe bande proposé par Christov et al [48] qui est conçu comme suit:

- Notch filtre pour la suppression du bruit du secteur.
- Un filtre passe bas pour l'élimination du bruit électromyographie.
- Un filtre passe haut pour la suppression de la ligne de base.

La réponse fréquentielle du filtre passe bas à une bande passante 3dB à 20Hz et une première amplitude nulle à 60 Hz et la réponse en fréquence du filtre passe-haut a une fréquence de coupure de 1 Hz. Ce filtre est donné par [47,20] :

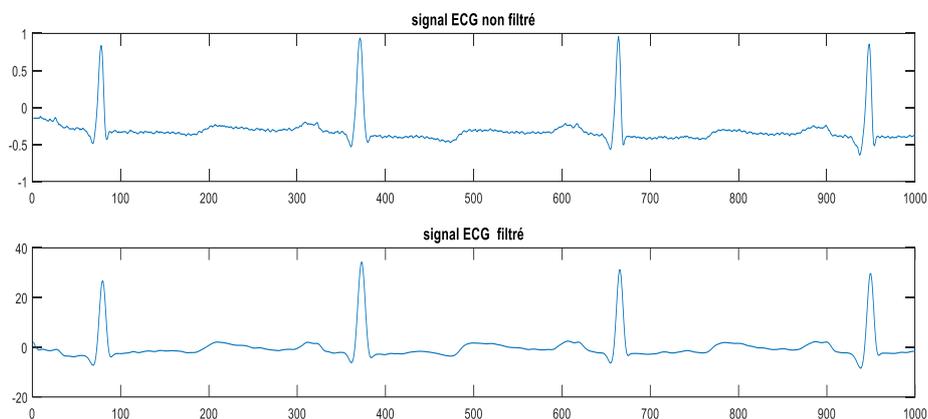
$$y(n) = C1(x(n) - x(n - 1)) + C2y(n - 1) \quad (3.1)$$

Avec $x(n)$ est l'entrée et $y(n)$ est la sortie du filtre. Les coefficients $C1$ et $C2$ sont donnés par les expressions suivantes :

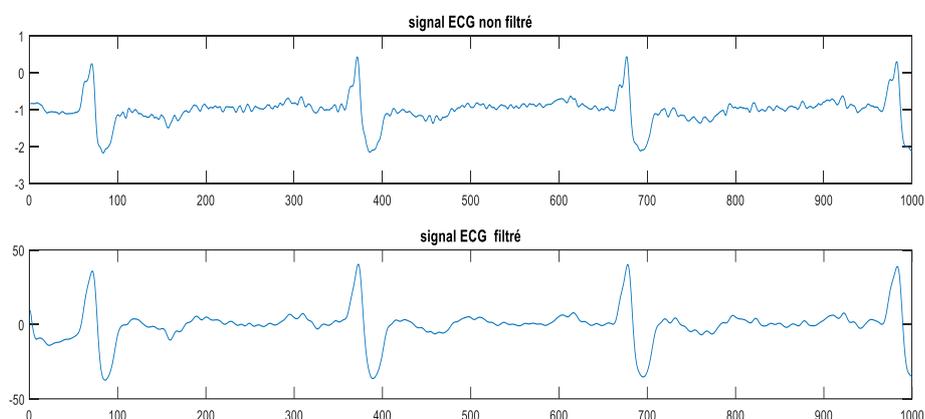
$$C1 = \frac{1}{1+\tan(Fc\pi T)} \quad \text{Et} \quad C2 = \frac{1-\tan(Fc\pi T)}{1+\tan(Fc\pi T)} \quad (3.2)$$

Où T est la période d'échantillonnage et $Fc = 1$ Hz est la fréquence de coupure équivalente du filtre passe haut. Fc est proche de la fréquence de coupure recommandée par le standard des instruments de surveillance cardiaque type ECG (IEC 62D/60601-2-27 1994) [48]. La (Figure 3.1) présente un signal ECG de la base de données MIT/BIH avant et après le filtrage. On peut facilement constater une nette différence entre le signal original et le signal filtré.

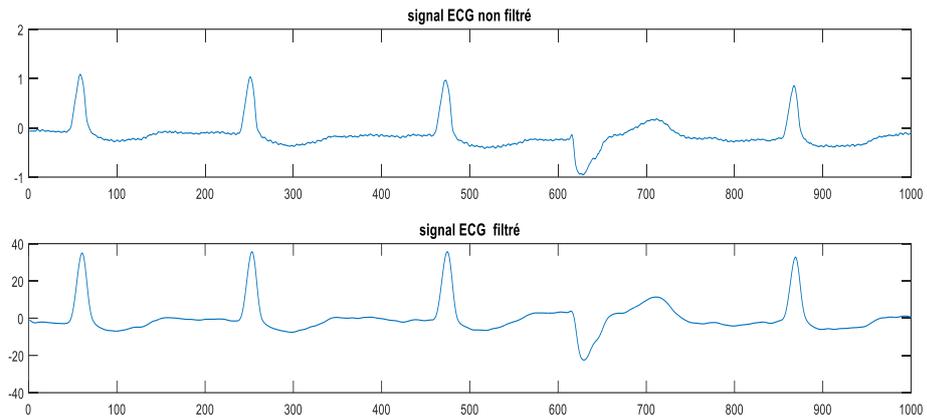
- **Résultats et discussion**



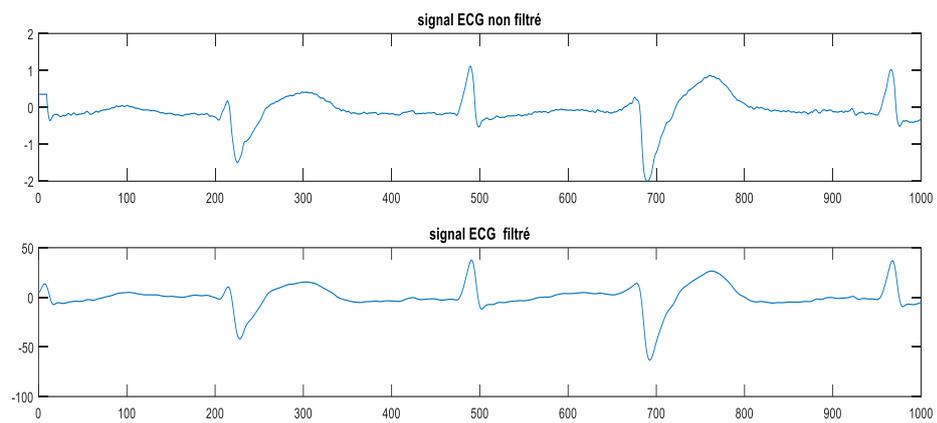
(A) Signal ECG 100 normal



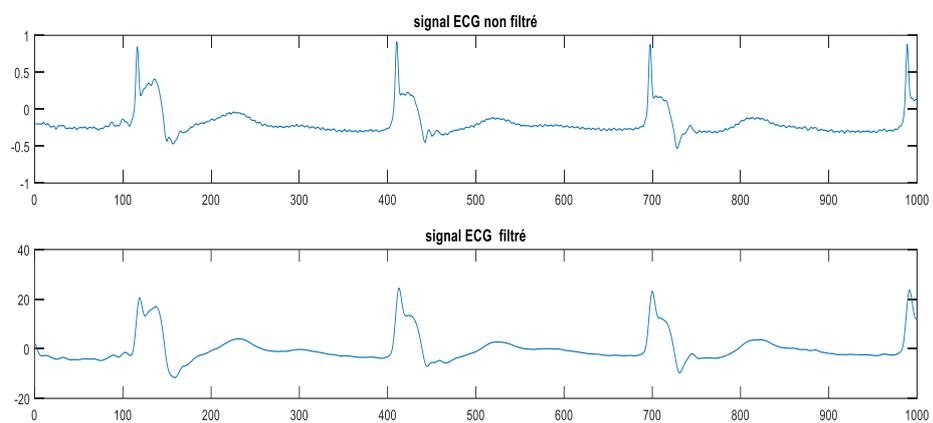
(B) Signal ECG 118 atteint d'un bloc de branche droit



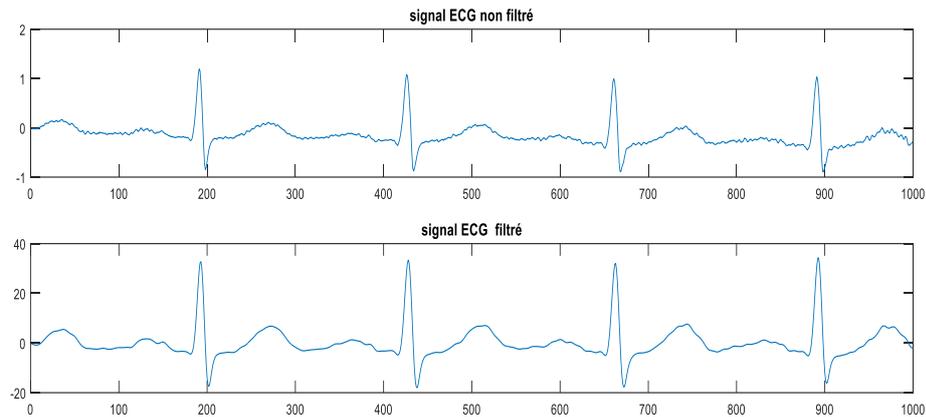
(C) Signal ECG 210 atteint d'une contraction ventriculaire prématurée



(D) Patient 200 atteint d'un bloc de branche non spécifié



(E) Patient 102



(F) Patient 209 normal

Figure 3.2: Signaux ECG non filtré et filtré (x : temps, y : amplitude)

La (Figure 3.2) présente plusieurs exemples des signaux ECG de la base de données MIT/BIH avant et après le filtrage. Comme nous pouvons le remarquer, d'après les exemples présentés dans la figure, le signal ECG est bien plus net après l'application du filtre cela est dû à l'élimination de beaucoup de bruit parasites.

3.2.2 Extraction du complexe QRS

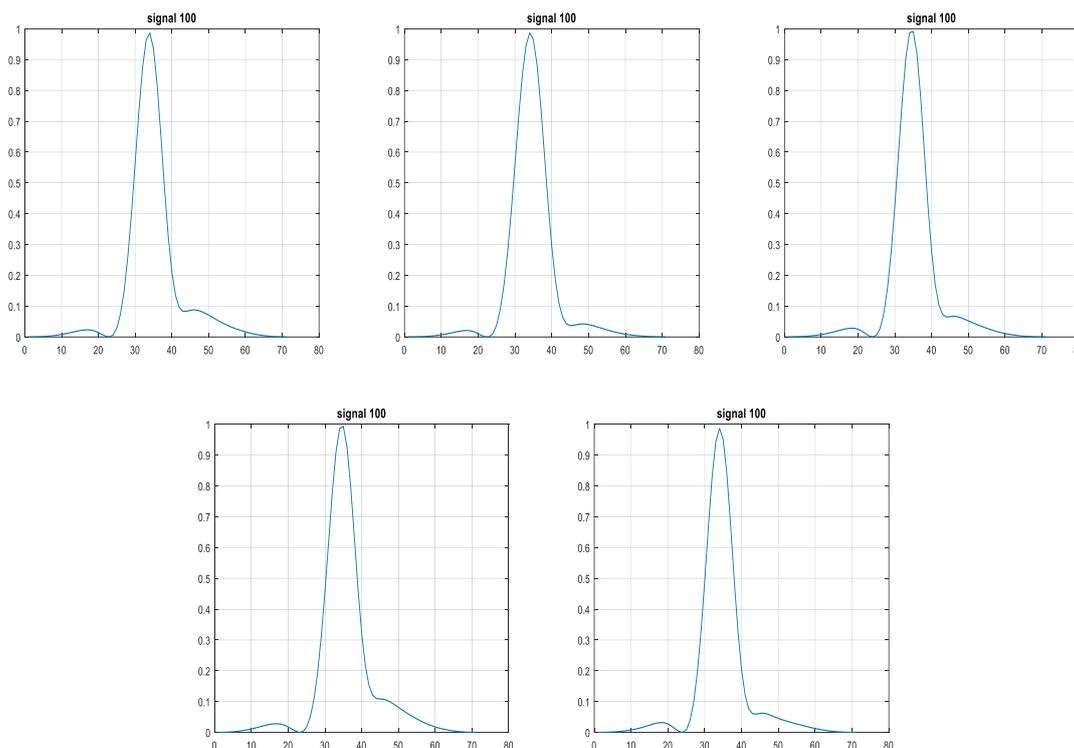
C'est une étape très importante de notre travail qui vise à cibler les différents complexes QRS présentés dans un signal ECG ; vu que le complexe QRS est la partie du signal qui contient plus d'information sur l'activité cardiaque voir (**chapitre 1** :1.3 le fonctionnement électrique du cœur) [49]; donc il est important que ce soit pour le diagnostic médical de maladie cardiovasculaire ou encore pour l'identification biométrique. Plusieurs travaux de recherche ont abouti à différents algorithmes et techniques d'extraction du complexe QRS. même si cette étape paraît simple vu la différence d'amplitude qu'il y a entre l'onde R et les autres ondes du signal ou un seuillage du signal peut suffire à l'extraction du complexe QRS ; mais un problème peut être vite rencontré lorsque une anomalie cardiaque est présente dans le signal ECG, déformant ainsi celui-ci comme par exemple l'augmentation de l'amplitude de l'onde T qui devient proche de l'onde R ce qui peut fausser l'extraction ; aussi la diminution de l'amplitude de l'onde R rendra les complexes QRS indétectable par un simple seuillage.

Pour éviter tous ses problèmes, nous avons pris comme référence l'annotation associée à la base de données MIT/BIH afin d'extraire le complexe QRS; et la fenêtre de Blackman a été prise comme outil de troncature du complexe QRS. Donc comme nous l'avons vu, l'utilisation de l'amplitude de l'onde R comme repère d'extraction n'est pas très recommandée ; au lieu de celle-ci le temps semble bien plus approprié comme repère d'extraction pour cela nous avons pris une largeur de la fenêtre de Blackman assez grande pour regrouper toutes sortes de complexes QRS normaux et anormaux ; La fenêtre de Blackman a été appliquée à chaque segment pour réduire les discontinuités. En plus, la largeur de la fenêtre de Blackman a été choisie proche de la largeur du complexe QRS normal ; ce qui a permis l'extraction des complexes QRS normaux et anormaux dans de meilleures conditions. La fenêtre de Blackman utilisée est définie comme suit [20] :

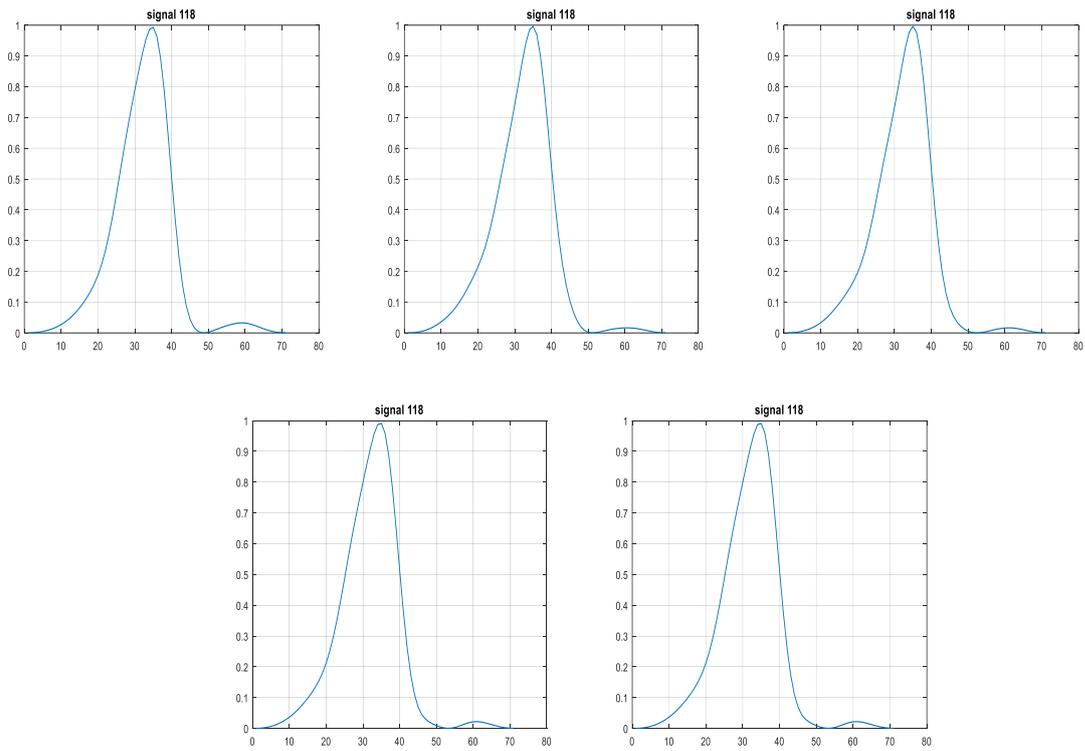
$$W(n) = 0.42 - 0.5 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) + 0.08 \cos\left(\frac{4\pi n}{N-1}\right), 0 < n < N-1 \quad (3.3)$$

Ainsi après l'application de cette fenêtre à quelques signaux ECG nous obtenons les complexes QRS qui suivent:

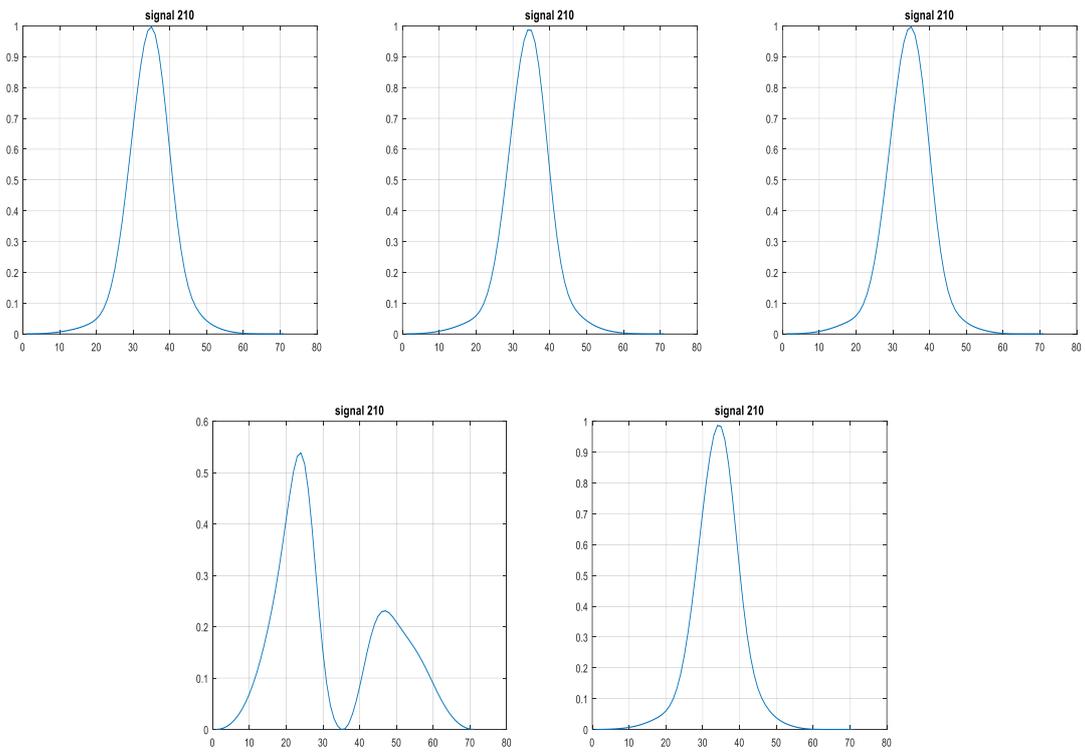
Signal ECG 100



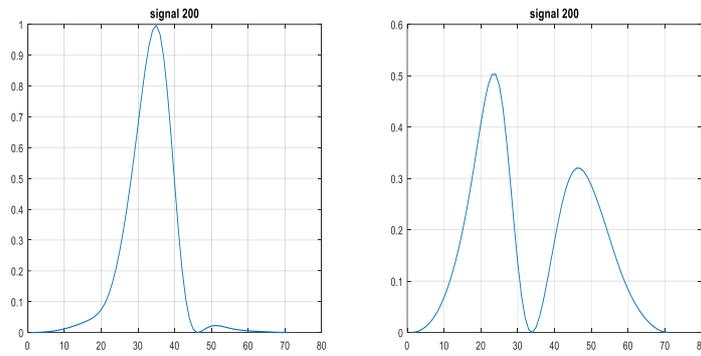
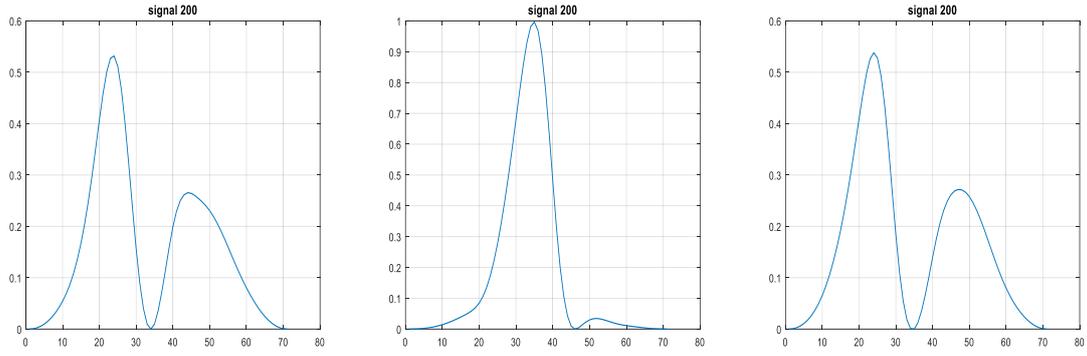
Signal ECG 118



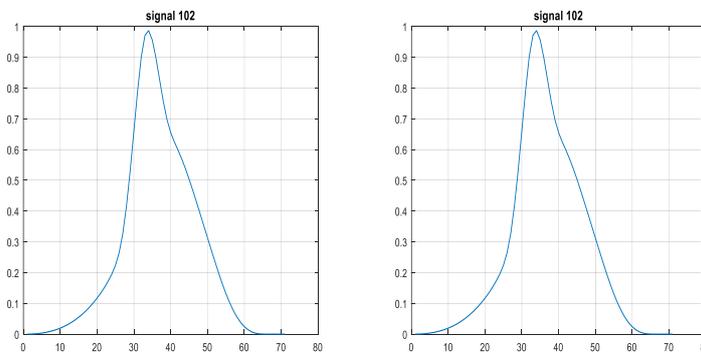
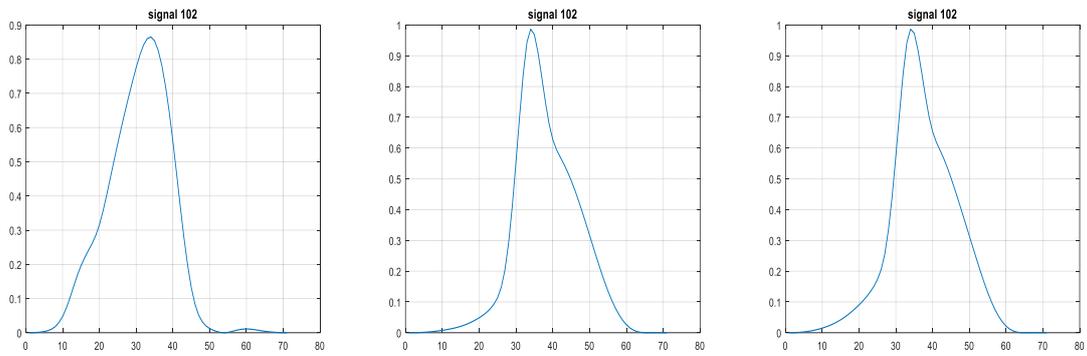
Signal ECG 210



Signal ECG 200



Signal ECG 102



Signal ECG 209

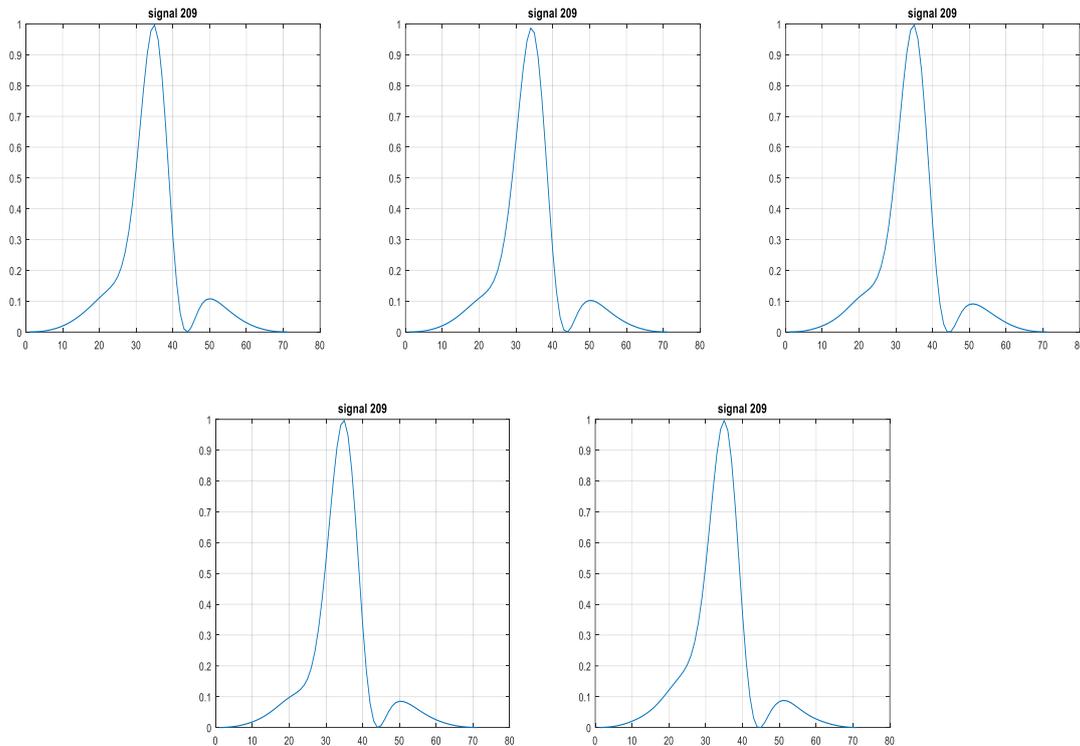


Figure 3.3 : Extraction du complexes QRS par fenêtrage (x : temps /360, y amplitude)

A partir de la base de donnée MIT/BIH, des segments de 71 échantillons équivalons de 194,44 ms, ont été extrait. Chaque segment extrait est un intervalle du complexe QRS qui se compose de 30 échantillons (83,33 ms) avant l'onde R et 40 échantillons (111,11 ms) après l'onde R. La (Figure 3.3) présente des exemples de l'extraction des complexes QRS en appliquant la fenêtrage de Blackman.

3.2.3 Modélisation par Prédiction linéaire

L'analyse des coefficients prédictifs linéaires (LPC) est l'un des outils les plus puissants du traitement du signal, en particulier des signaux vocaux, EMG, EEG et ECG. Alors, la méthode est capable d'extraire les caractéristiques dominantes du signal cardiaque.

La capacité d'estimation précise des paramètres du signal et de calculs à grande vitesse est considérée comme un avantage de cette technique qui est devenue une base pour utiliser ces coefficients dans l'évaluation des changements de signal d'électrocardiogramme [50].

L'idée générale de cette analyse est que chaque échantillon de signal pourrait être écrit comme une équation linéaire en termes d'entrées et de sorties précédentes ; c'est-à-dire en

s'appuyant sur les entrées et les sorties précédentes, le model peut déduire l'ensemble des entres et sorties avenir [50] :

$$S(n) = \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) + Gu(n) \quad (3.4)$$

Dans ce cas, nous pouvons représenter l'effet de fréquence de différents paramètres du signal ECG sous la forme d'un filtre numérique :

$$H(z) = \frac{S(z)}{U(z)} = \frac{G}{1 - \sum_{k=1}^p a_k z^{-k}} \quad (3.5)$$

En considérant une approximation linéaire, on peut estimer chaque échantillon de signal à partir de p échantillons précédents de celui-ci :

$$\hat{S} = \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \quad (3.6)$$

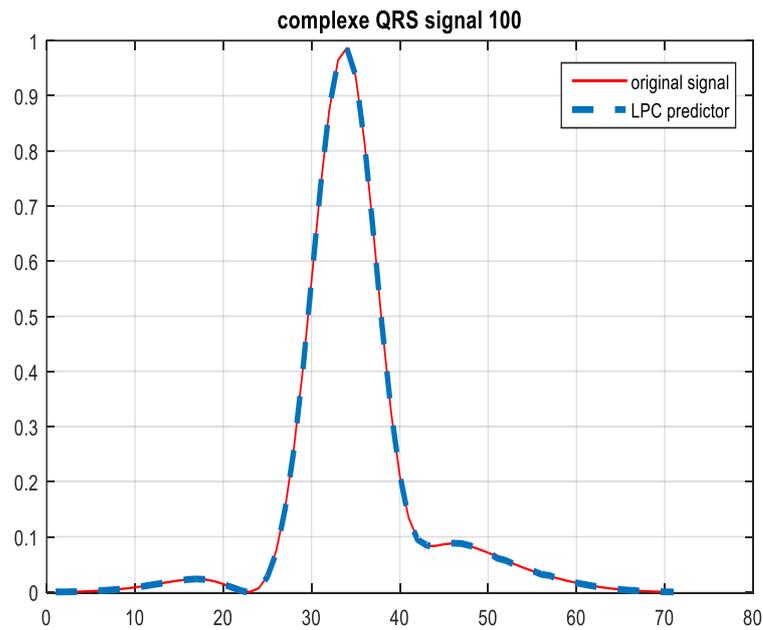
L'approche de base consiste à trouver un ensemble de coefficients prédicteurs qui minimiseront l'erreur quadratique moyenne de prédiction [50] :

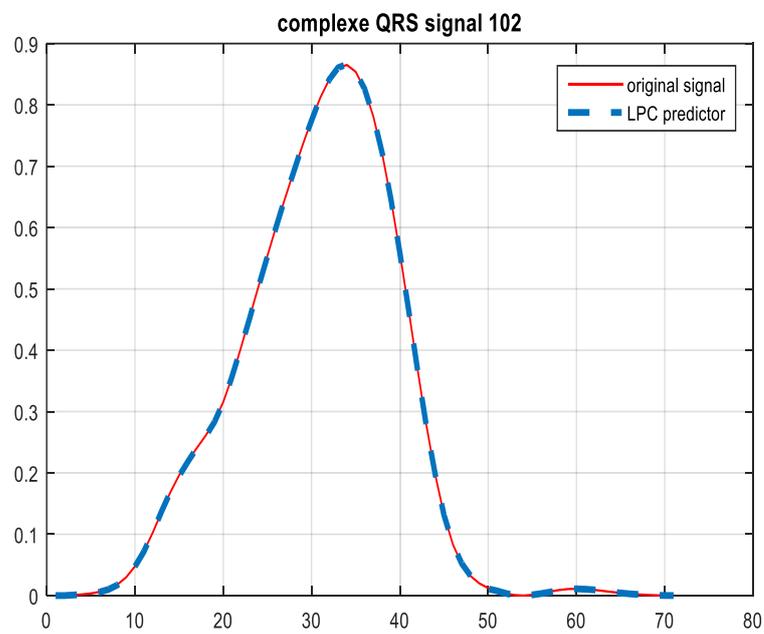
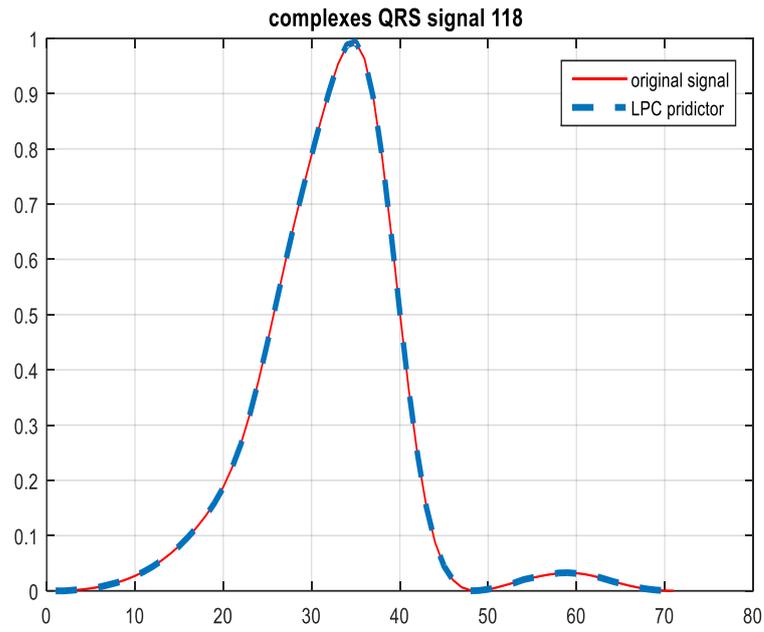
$$e(n) = S(n) - \hat{S}(n) = S(n) - \sum_{k=1}^p a_k s(n-k) \quad (3.7)$$

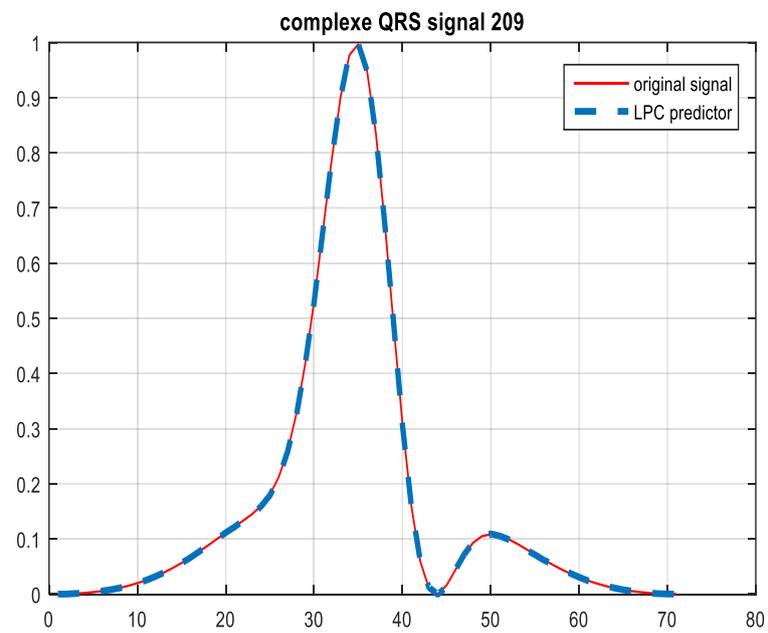
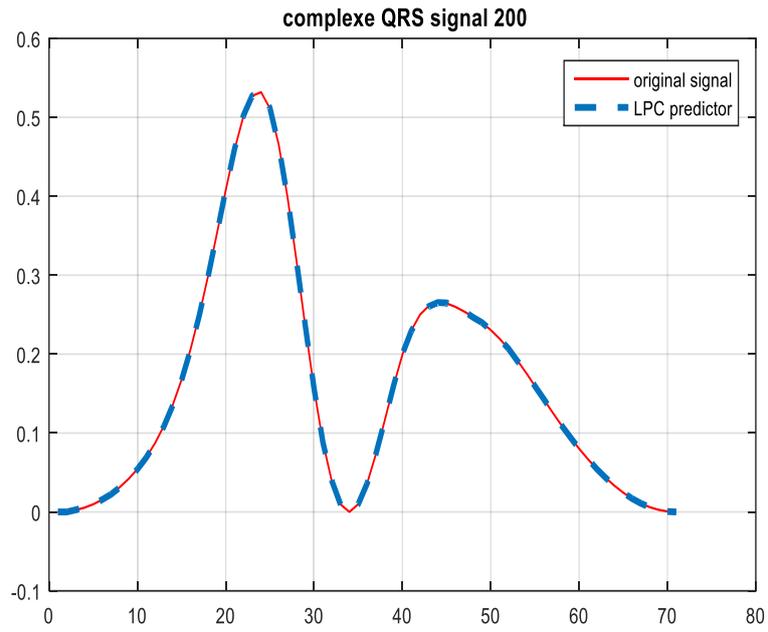
Comme mentionné précédemment, les coefficients prédictifs linéaires sont utilisés pour estimer directement les paramètres du signal ECG, nous pourrions donc nous référer à la reconnaissance du signal ECG, plus exactement à la reconnaissance des complexes QRS, à la classification de l'activité cardiaque (normale ou anormal) et à la forme des complexes QRS comme des applications importantes de cette analyse. Il convient de noter qu'en raison de la nature variable du signal dans le temps, les coefficients doivent être calculés à partir de segments courts. Par conséquent, afin d'extraire ces coefficients dans un intervalle comprenant 71 échantillons de complexe QRS, nous déterminons 10 coefficients LPC et utilisons ces coefficients comme entrées du bloc d'identification biométrique.

- **Résultats et discussions**

La (Figure3.4) montre plusieurs tracées du complexe QRS ainsi que leurs modèles estimés correspondants à des battements normaux et anormaux des enregistrements 100 et 209 qui sont des enregistrements normaux et 118, 200 et 210 qui sont des enregistrements anormaux de la base de données MIT-BIH. A partir de la (Figure 3.4), on peut facilement voir que les complexes QRS mesurés et leurs modèles estimés correspondants sont superposés pour tous les enregistrements considérés.







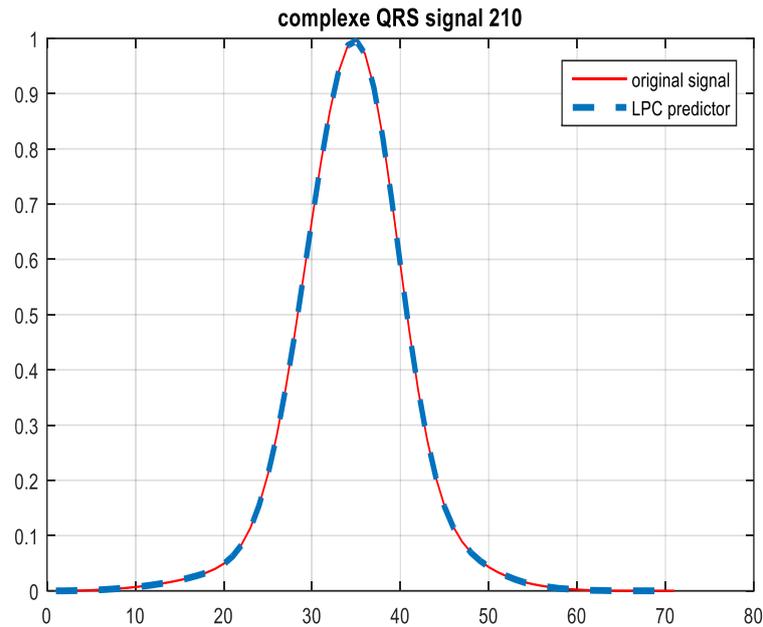
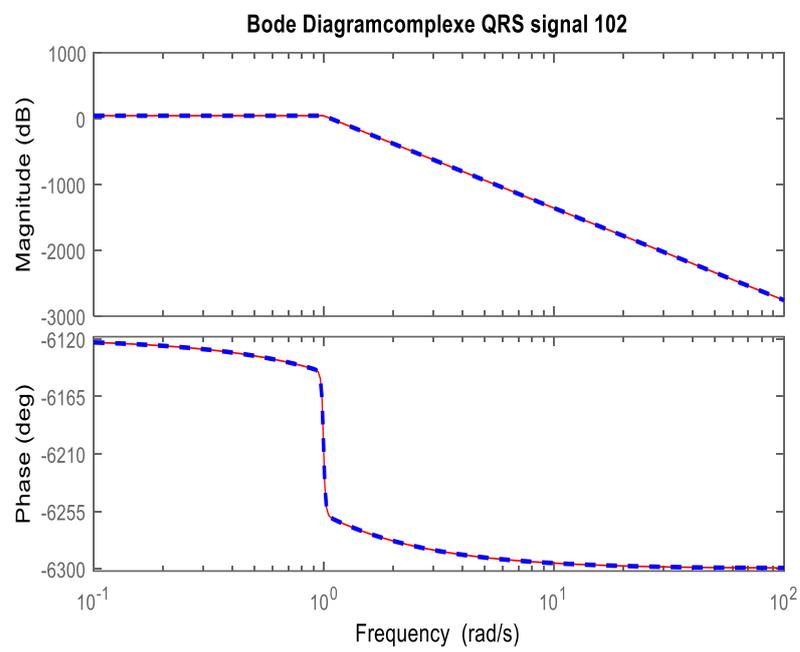
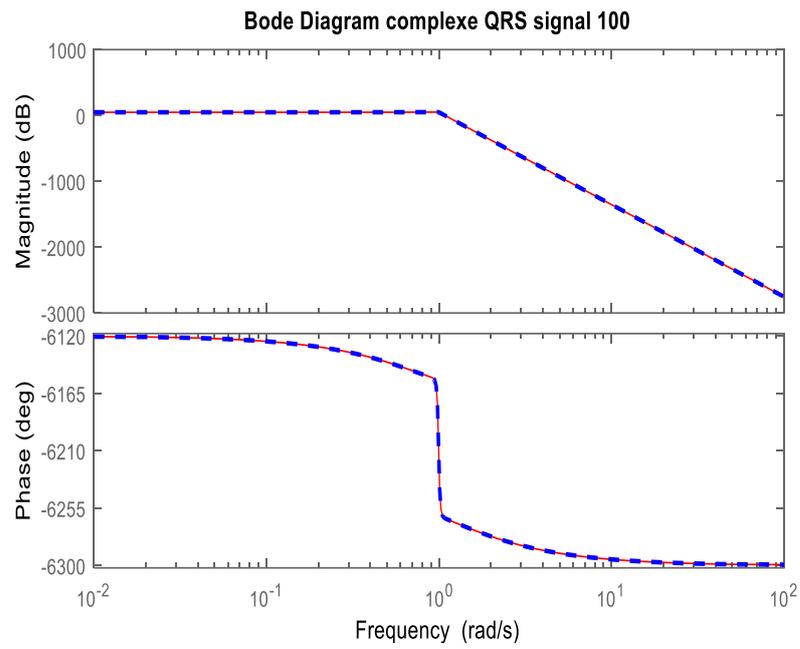


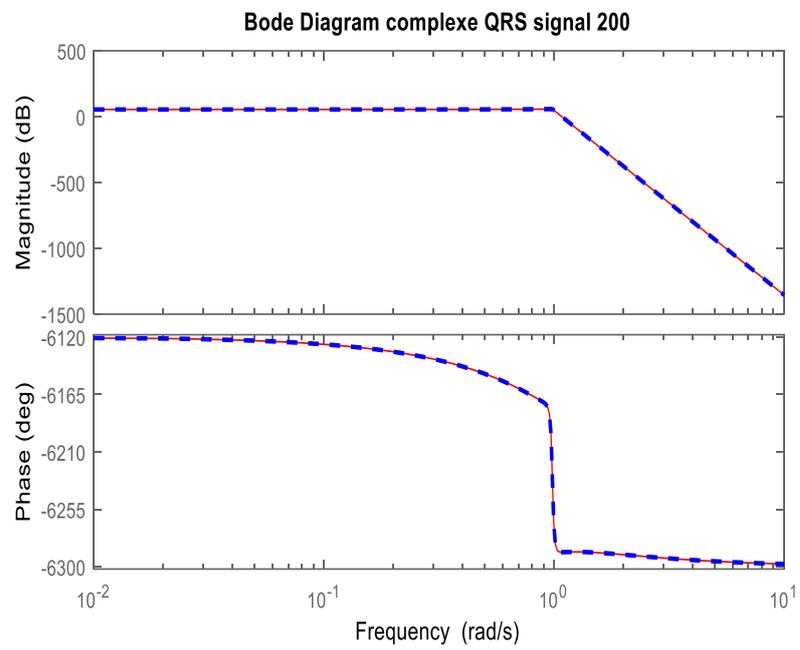
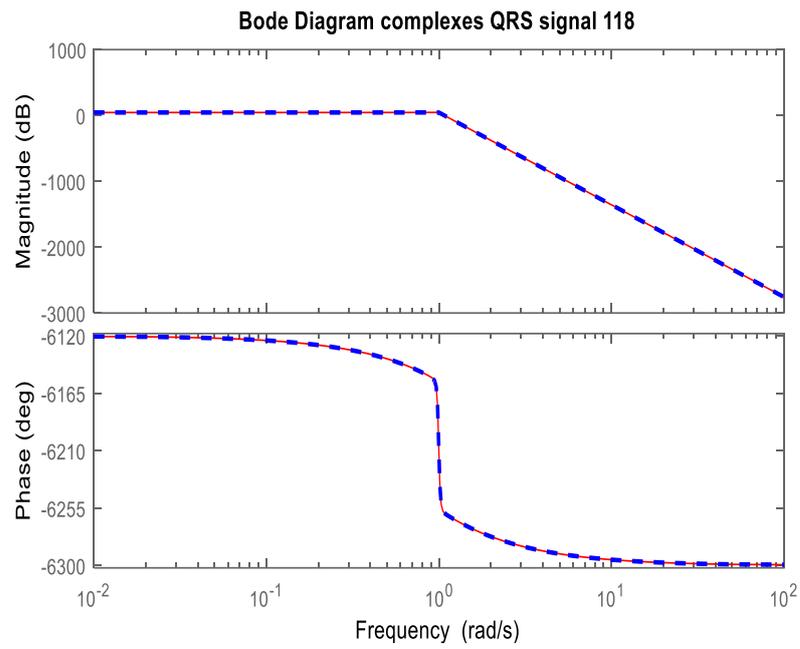
Figure 3.4 : Complexes QRS avec son model LPC (x : temps/360, y : amplitude)

On remarque une superposition parfaite du complexes QRS d'origine en rouge et du modèle LPC en bleu ; Alors, le modèle LPC proposé pour la modélisation du complexe QRS donne de très bons résultats avec l'ECG normal et les autres ECG avec différents arythmies de la base de données MIT/BIH. La méthode de modélisation LPC proposée a été appliquée sur les 48 enregistrements de la base de donnée MIT/BIH plus exactement sur leurs complexes QRSs.

3.2.4 Le calcul du contenu fréquentiel du complexe QRS

Dans cette partie, nous présentons l'effet de fréquence de différents paramètres du signal ECG plus particulièrement le complexe QRS. Pour se faire nous avons utilisé la transformée de Fourier discrète en utilisant l'algorithme de transformation de Fourier rapide (FFT) d'un complexe QRS de 71 échantillons extraits par la fenêtre de Blackman. La (Figure 3.5) montre les tracés de Bode, l'amplitude et la phase, du contenu fréquentiel des complexes QRS ainsi que leurs modèles estimés correspondants à des battements normaux et anormaux des différents enregistrements de la base de données d'arythmies MIT-BIH.





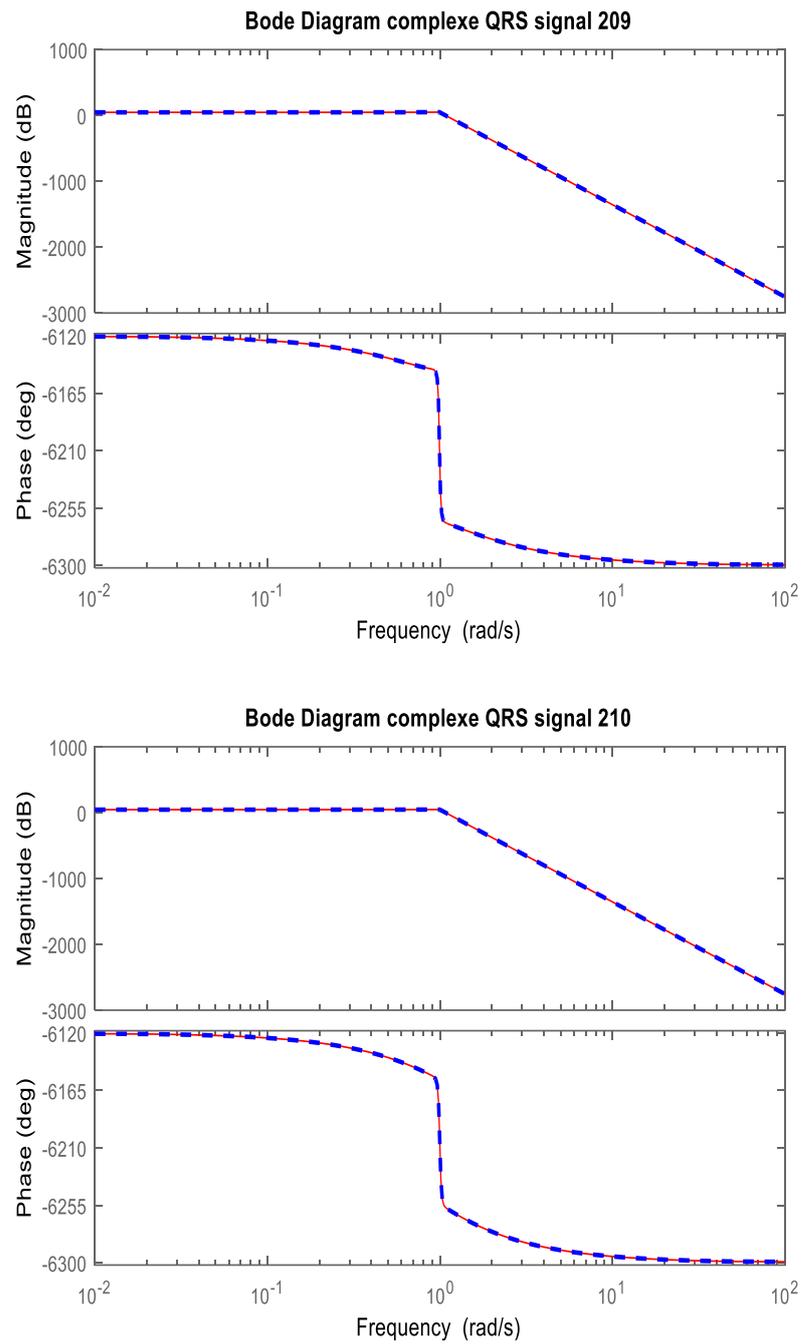


Figure 3.5 : Le diagramme de Bode du complexes QRS des signaux normaux et anormaux avant et après LPC

Remarque : en rouge signal original en bleu signal après modélisation avec LPC.

A partir des exemples de la (Figure 3.5), on note que les différents amplitudes et phases, du contenu fréquentiel des complexes QRS ainsi que leurs modèles estimés correspondants, sont superposés pour les différents enregistrements de la base de données d'arythmies MIT-BIH.

Pour mesurer l'exactitude de l'approche de modélisation, nous avons calculé les erreurs quadratiques moyennes du contenu fréquentiel des complexes QRS ainsi que leurs modèles estimés correspondants. Les résultats trouvés en calculant les erreurs quadratiques, du complexe QRS ainsi que son modèle proposé, ont été très satisfaisant, et les erreurs sont inférieures ou égales à 10^{-6} .

3.3 Conclusion

Ce chapitre comprend deux parties, la première partie présente les concepts du prétraitement du signal ECG. Premièrement, nous avons exposé des définitions mathématiques des filtres utilisés dans cette étude et les résultats trouvés grâce à l'utilisation de ces filtres. Deuxièmement, l'extraction du complexe QRS a été présentée en utilisant la fenêtre de Blackman.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous nous sommes concentrés sur la description détaillée de la méthode proposée pour la modélisation du complexe QRS du signal ECG par la méthode de prédiction linéaire. La méthode de modélisation proposée a été validée en utilisant la base de données MIT/BIH. Les coefficients de la LPC vont être utilisés par la suite dans l'identification biométrique.

Chapitre 4

Méthode d'Identification

Biométrie à Base du Signal ECG

4.1 Introduction

Tous les systèmes d'identification biométrique sont fondés pratiquement sur un seul principe de fonctionnement ; ce qui varie généralement d'une technique à une autre c'est le choix du paramètre biologique à exploiter, mais pour ce qui est du principe il s'agit de mesurer le signal biologique ou comportementale de la personne puis le comparer à une base de données déjà acquise et voir s'il y a des similitudes entre ce signal et un signal de la base de données ainsi nous pouvons identifier la personne [4-6].

L'électrocardiogramme est un outil essentiel avec lequel les ingénieurs peuvent améliorer les systèmes d'identification biométrique. Les techniques de traitement des signaux cardiaques sont utilisées pour extraire des informations utiles pour une identification correcte des personnes. Le chapitre quatre sera dédié à l'identification des personnes à l'aide de leurs signaux ECG ; ou la méthode d'identification que nous avons choisie sera exposée [51-53].

Avant toutes tentatives d'identification à base d'un signal ; les règles seront les mêmes, premièrement identifier la personne le plus rapidement possible et deuxièmement le plus précisément possible. Donc, on propose d'élaborer des techniques d'identification biométrique en se basant sur l'extraction de plusieurs paramètres des signaux ECG. Ces paramètres vont être utilisés dans l'identification biométriques. Les résultats obtenus en utilisant ces différents paramètres vont être comparés afin de voir la méthode la mieux adapte [7].

Des séries de tests et de comparaisons vont être effectuées pour valider et évaluer l'efficacité d'algorithme d'identification proposé à l'aide de la base de données MIT-BIH.

4.2 Principe de fonctionnement de l'identification biométrique

Pour réaliser l'identification biométrique il faut passer par plusieurs étapes ; premièrement capter le signal biométrique de l'individu avec des capteurs spécifiques comme dans notre cas à l'aide de l'électrocardiogramme puis des logiciels sont utilisés pour traiter les informations biométriques et extraire des paramètres caractéristiques reliés à l'individu. Enfin, un algorithme est utilisé pour comparer ces caractéristiques avec d'autres déjà mémorisées dans la base de données. La (Figure 4.1) présente le bloc diagramme du système d'identification biométrique standard.

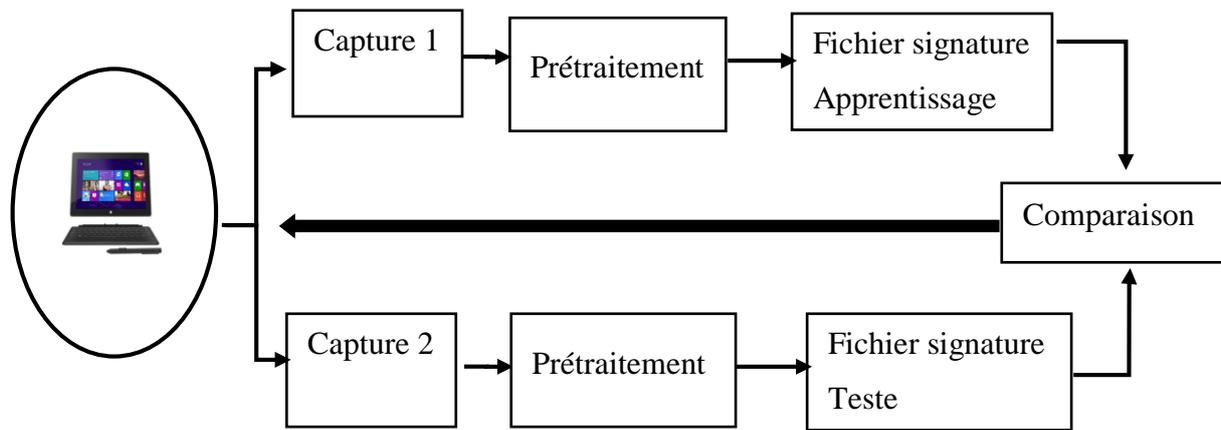


Figure 4.1 : Bloc diagramme de l'identification biométrique

4.2.1 Authentification et identification

L'authentification et l'identification sont, en général, deux applications qui paraissent identiques au premier abord, mais en fait il y a une différence entre elles puisque En mode de authentification, le système effectue une comparaison un-à-un d'un biométrique capturé avec un modèle spécifique stocké dans une base de données biométrique, pour vérifier que la personne est la personne qu'il prétende être.

Par contre, en mode identification, le système effectue une comparaison un-à plusieurs dans une base de données biométriques pour tenter d'établir l'identité d'un individu inconnu. Le système réussira à identifier l'individu si la comparaison de l'échantillon biométrique a un modèle dans la base de données biométrique [20].

4.3 Logiciel Matlab

Pour la mise en œuvre de notre méthode d'identification nous avons choisi d'utiliser le logiciel MATLAB ; c'est un langage de programmation scientifique orienté calcul numérique. Il permet par exemple la manipulation d'algorithmes, l'affichage de graphiques ou encore la génération de matrices. Il est destiné aux ingénieurs, aux techniciens et aux scientifiques, c'est un outil très utilisé, dans les universités comme dans le monde industriel.

4.4 Classificateur KNN

Avant d'exposer la méthode d'identification proposée il est essentiel d'introduire une brève définition de l'outil de classification utilisé :

L'algorithme des K plus proches voisins ou K-nearest neighbors (kNN) est un algorithme de Machine Learning qui appartient à la classe des algorithmes d'apprentissage supervisé simple et facile à mettre en œuvre ; qui peut être utilisé pour résoudre les problèmes

de classification et de régression. Dans cet article, nous allons revenir sur la définition de cet algorithme, son fonctionnement ainsi qu'une application directe en programmation. Pour plus de détail voir (4.5.3 Identification d'une personne)

4.5 Identification et détection des paramètres du signal ECG

Après l'étape du prétraitement qui contient le filtrage du signal ECG et extraction des complexes QRS. Les paramètres pertinents utilisés dans le processus d'identification biométrique sont les paramètres de la méthode LPC de chaque complexe QRS du signal ECG de l'équation (3.4) du chapitre III. Dans cette partie, la moyenne des paramètres LPC est utilisée pour la caractérisation de chaque complexe QRS pour l'identification biométrique des personnes. De plus, Un deuxième groupe des paramètres a été extrait et utilisé dans une deuxième étape d'identification biométrique. Le groupe des paramètres pertinent a été utilisé pour faire une étude comparative entre les résultats de la méthode proposé et les résultats des paramètres standards utilisés dans la plupart des études bibliographiques d'identification biométrique. La (figure 4.2) présente l'organigramme de la procédure d'identification biométrique proposée

Les paramètres pertinents extraits à partir du signal ECG se résument dans les points suivants:

- Le contenu fréquentiel du complexe QRS du signal ECG (CF)
- La variance du complexe QRS du signal ECG (VAR)
- Déviation standard du complexe QRS du signal ECG (STD)
- Moyenne du complexes QRS

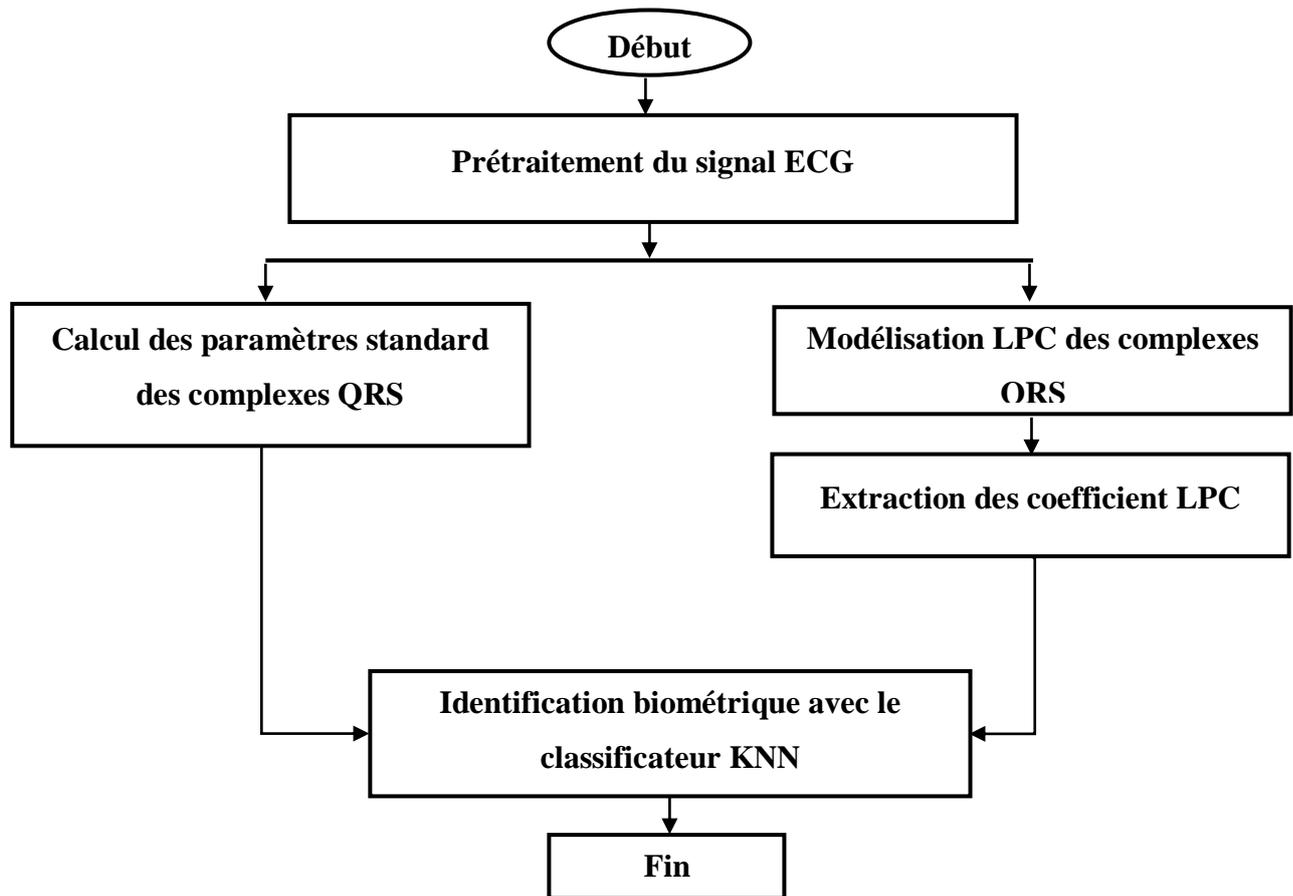


Figure 4.2: Organigramme de la procédure d'identification biométrique proposée

4.5.1 Les coefficients de LPC

Après l'étape de la modélisation du complexe QRS du signal ECG en utilisant la méthode LPC sur les 48 enregistrements de la base de données MIT/BIH. Nous avons pu remarquer la grande précision de cette méthode car pour chaque signal, qu'il soit normal ou anormal, la moyenne de l'erreur était toujours très petite de l'ordre de 10^{-6} ; ces résultats sont très satisfaisants, ce qui nous a garanti une modélisation parfaite du complexe QRS des signaux ECG de la base de données MIT/BIH. La méthode d'identification proposée commence par le choix des paramètres pertinents. La moyenne des paramètres LPC est considérée pour la caractérisation de chaque complexe QRS. Premièrement, 50 complexes QRS de chaque signal ECG ont été choisis pour créer une base de données d'apprentissage. La moyenne des paramètres LPC a été enregistrée pour chaque enregistrement de la base de données MIT-BIH. Enfin, les résultats enregistrés ont été regroupés sous forme d'une base de données d'apprentissage qui nous servira par la suite comme référence d'identification. Le Tableau 4.1 présente les valeurs moyennes du paramètre LPC de la base de données d'apprentissage :

Tableau 4.1 : Les valeurs moyennes du paramètre LPC

	QRS(1)	QRS(2)	QRS(3)	QRS(4)	QRS(5)
PERS100	0,14061818	0,14118762	0,13472317	0,14796549	0,13119511
PERS101	0,13533941	0,1418818	0,1445718	0,14526455	0,14279728
PERS102	0,24413024	0,23350464	0,24595029	0,25812895	0,25590015
PERS103	0,14129009	0,13744219	0,13356753	0,13213326	0,13534316
PERS104	0,20024273	0,28910975	0,2865639	0,30067264	0,29148734
PERS105	0,20720071	0,2042896	0,20692367	0,20473248	0,20214263
PERS106	0,13864235	0,13997967	0,13456414	0,13586914	0,1406704
PERS107	0,34730064	0,30862915	0,30813189	0,31220684	0,3046578
PERS108	0,17684001	0,19224531	0,18326649	0,18896221	0,18680948
PERS109	0,2609387	0,25765579	0,26162357	0,28270606	0,26981558
PERS111	0,20633319	0,21982662	0,21449198	0,21695738	0,22856991
PERS113	0,14151617	0,13809132	0,13654874	0,14086676	0,13476566
PERS114	0,24388681	0,25434308	0,23852801	0,25877288	0,26138353
PERS115	0,16758672	0,16122245	0,16629512	0,16837358	0,16058601
PERS116	0,16126667	0,15875828	0,16046098	0,14213025	0,14601897
PERS117	0,21456285	0,21856375	0,17712229	0,21136275	0,2203602
PERS118	0,22195431	0,22558003	0,22127319	0,22942854	0,23053585
PERS119	0,14820402	0,30130807	0,14322094	0,15554725	0,14429572
PERS121	0,21584467	0,20455269	0,20272053	0,22314503	0,2178036
PERS122	0,20182751	0,19498453	0,20690582	0,20596711	0,20010459
PERS123	0,16600138	0,17559886	0,16815026	0,16568865	0,17273838
PERS124	0,20856003	0,20082172	0,20288738	0,21595802	0,20246995
PERS200	0,16010008	0,18686607	0,16391523	0,18205933	0,16757827
PERS201	0,17468675	0,15471133	0,16562597	0,18382503	0,16659017
PERS202	0,1807944	0,18700161	0,19036956	0,18430335	0,18384093
PERS203	0,2430748	0,2398673	0,22931023	0,23107452	0,20312424
PERS205	0,14003085	0,14137432	0,13577877	0,14583333	0,14107755
PERS207	0,21190193	0,13786651	0,20818988	0,13540811	0,19868383
PERS208	0,142604	0,30055474	0,14139696	0,22683963	0,31716409
PERS209	0,17176082	0,17397772	0,17353355	0,16732656	0,17458183
PERS210	0,19402304	0,19244505	0,19769283	0,15050412	0,19149659
PERS212	0,17324664	0,17626354	0,17462229	0,17334562	0,18195162
PERS213	0,1752523	0,17484983	0,16476152	0,17056476	0,16737691
PERS214	0,20524058	0,22213485	0,22056422	0,21707053	0,21964818
PERS215	0,1910428	0,19270018	0,1985337	0,20364129	0,20829215
PERS217	0,23761836	0,25297579	0,2587713	0,26332281	0,24373961
PERS219	0,16237732	0,15788167	0,17301293	0,16527944	0,16738658
PERS221	0,15483022	0,16031114	0,28025048	0,16924531	0,1678531
PERS222	0,12401353	0,12096694	0,10864795	0,117964	0,12218491
PERS223	0,18006118	0,19363884	0,18477318	0,18093221	0,1805452

PERS228	0,17593451	0,18636676	0,19222549	0,1903582	0,19838129
PERS230	0,20833001	0,21186995	0,20737156	0,21206594	0,21277556
PERS231	0,18464106	0,17885499	0,17319464	0,18002548	0,18612393
PERS232	0,185909	0,16653619	0,18227109	0,17274734	0,17193578
PERS233	0,13217549	0,18518682	0,14653899	0,18856405	0,18632664
PERS234	0,14305939	0,1497802	0,14754144	0,14907923	0,14875665

Remarque : le tableau 4.1 n'est qu'un bref aperçu de la base de données que nous avons cité ci-dessus, vu la taille de la base de données il nous est impossible de l'exposer complètement; pour remédier à cela nous avons choisi d'exposer seulement 5 complexes QRS de chaque signal et aussi nous avons choisi de calculer la valeur moyenne des 71 échantillons.

4.5.2 Paramètres standards

Dans cette partie, une brève présentation sera effectuée pour exposer le deuxième groupe des paramètres qui a été extrait et utilisé dans la deuxième étape d'identification biométrique. Le groupe des paramètres pertinent a été utilisé pour faire une étude comparative entre les résultats de la méthode proposée et les résultats des paramètres standards extraits du complexe QRS du signal ECG.

a) Le contenu fréquentiel du signal ECG [FFT]

Le contenu fréquentiel du signal ECG peut fournir des informations utiles sur les arythmies cardiaque ce qui peut servir pour le diagnostic médical. Dans notre cas, le contenu fréquentiel des complexes QRS est la transformée de Fourier discrète en utilisant l'algorithme de transformation de Fourier rapide (FFT) des 48 enregistrements de la base de données MIT/BIH.

b) La variance [VAR]

La variance du signal ECG a été calculée en utilisant la fonction Matlab Var. Pour chaque vecteur A du signal ECG composé de N observations scalaires, la variance est définie comme :

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (A_i - \mu)^2 \quad (4.1)$$

Où μ la moyenne de A :

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_i \quad (4.2)$$

c) Standard déviation [STD]

Pour le dernier paramètre, L'écart type est la racine carrée de la variance. La STD a été calculée en utilisant la fonction Matlab STD.

$$STD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (A_i - \mu)^2} \quad (4.3)$$

d) Valeur moyenne du signal ECG [MEAN]

C'est la fonction qui renvoie la moyenne des éléments d'un signal.

Le tableau 4.2 présente la deuxième base de données d'apprentissage qui contient les paramètres supplémentaire standards:

Tableau 4.2 : Les paramètres pertinents extraits des complexes QRS

	MEAN (FFT)	VAR	MEAN	STD
PERS100	0,998872839	0,070201196	0,13712886	0,264955082
PERS101	0,99111855	0,073761305	0,13734182	0,271590325
PERS102	1,042380851	0,092048507	0,254480949	0,303394969
PERS103	0,991724766	0,074536575	0,136456602	0,273013873
PERS104	0,991724766	0,074536575	0,136456602	0,273013873
PERS105	1,019262391	0,097861122	0,294599472	0,312827624
PERS106	0,995496016	0,101498001	0,215682998	0,318587509
PERS107	0,994381061	0,082205469	0,172171424	0,286714961
PERS108	1,03712123	0,112492025	0,295870782	0,335398307
PERS109	0,709238	0,032508276	0,204142108	0,180300515
PERS111	0,99074898	0,093292904	0,187021307	0,30543887
PERS113	1,014210268	0,089595815	0,205670936	0,2993256
PERS114	1,000620967	0,071834305	0,136056439	0,268019225
PERS115	0,896906973	0,039288502	0,21359328	0,198213274
PERS116	1,023881417	0,073551683	0,167874982	0,271204135
PERS116	1,021215539	0,086550202	0,154755001	0,294194156
PERS117	0,699168402	0,028648277	0,17388078	0,169258019
PERS118	1,03517236	0,097801179	0,223070625	0,312731801

PERS119	1,002829225	0,082978193	0,151542475	0,288059357
PERS121	1,007933884	0,109874879	0,214093409	0,331473798
PERS122	1,040961697	0,105805037	0,204490137	0,325276862
PERS123	0,995599902	0,098965178	0,201285803	0,314587314
PERS124	1,01923445	0,088439957	0,177613592	0,297388562
PERS200	1,007993596	0,0902894	0,176752223	0,300481946
PERS201	0,998163386	0,104045612	0,218565035	0,32256102
PERS202	0,996567766	0,092402245	0,190918220	0,303977376
PERS203	0,990668227	0,072360734	0,138344253	0,268999505
PERS205	0,538348255	0,033389087	0,165008952	0,18272681
PERS207	0,963566986	0,066845767	0,122927251	0,258545483
PERS208	1,024007619	0,070875793	0,169460862	0,266225079
PERS209	0,994958749	0,091910679	0,189758387	0,303167741
PERS210	0,999903568	0,078201694	0,170064976	0,279645658
PERS212	1,009019591	0,087010824	0,178273135	0,294975972
PERS213	1,000993965	0,092355218	0,21685346	0,303900014
PERS214	1,020408825	0,079152911	0,197023543	0,281341272
PERS215	0,897371189	0,089655183	0,242977373	0,299424754
PERS217	1,009291431	0,091277687	0,165875838	0,302121974
PERS219	1,008660664	0,082844806	0,160236246	0,287827737
PERS221	0,988717103	0,069314274	0,126748229	0,263276041
PERS222	1,021081723	0,094318009	0,175287945	0,307112372
PERS223	0,997276398	0,085142461	0,185281269	0,291791812
PERS228	1,045602246	0,089600976	0,205484567	0,299334221
PERS230	0,993599959	0,074060135	0,177330825	0,272139919
PERS231	0,993599958	0,074060135	0,177330825	0,272139918
PERS233	0,511073622	0,017886615	0,150499511	0,13374085
PERS234	1,001187094	0,08376168	0,152723715	0,289416102

4.6 Élaboration de la méthode de classification proposée

La description schématique de la méthode d'identification proposée est illustrée sur la (Figure 4.3). L'algorithme biométrique proposé est une technique de faible complexité qui se divise en deux étapes ; commençant par l'étape de modélisation LPC prédiction linéaire de chaque QRS complexe du signal ECG. Que nous avons introduit dans le classificateur K-NN pour l'identification de la personne. Donc les caractéristiques utilisées dans cette première étape sont extraites du modèle LPC. Ensuite, vient la deuxième étape de notre méthode d'identification où nous avons utilisé les autres paramètres extraits des complexes QRS, pour réaliser l'identification biométrique toujours en introduisant ces paramètres dans le

classificateur K-NN. Le résultat final sera comparais au résultat de l'identification par LPC pour avoir une identification juste de la personne inconnue.

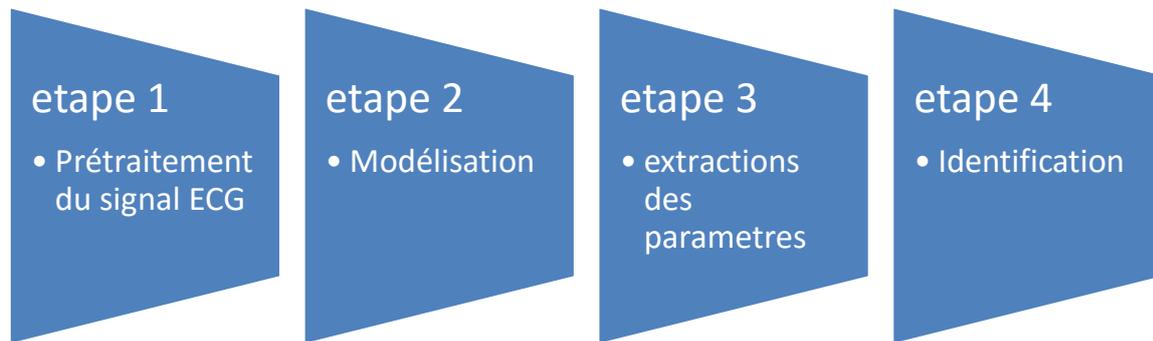


Figure 4.3 : Méthode d'identification des personnes proposée

4.6.1 Construction des bases de données biométrique LPC

Nous avons utilisé les paramètres de LPC pour leurs grande exactitude ; comme nous avons exposé ci-dessus la 1ère base de données que l'on nommera BASE 1 ; elle contient les coefficients de la prédiction linéaire de 50 complexes QRS des 46 enregistrements de la base de données MIT/BIH, chaque complexe QRS contient 71 échantillons. Cette base de données sera pour nous la base de données brute (50 lignes et 71 colonnes pour chaque signal ECG) ; puis nous avons calculé la moyenne de BASE 1 c'est à dire au lieu d'avoir 50 valeurs de 71 échantillons de chaque signal nous avons fait la moyenne de ces 50 valeurs et nous avons obtenu une seule valeur pour les 50 complexes QRS lesquels on a regroupé dans une autre base de données que l'on nommera BASE 2 celle-ci est plus allégée que BASE1 ainsi la durer d'exécution de notre programme est améliorée . BASE 2 représente la base de données d'apprentissage.

En résumé :

BASE 1 : contient 2300 lignes et 71 colonnes (base de donn  brute)

BASE 2 : contient 46 lignes et 71 colonnes (base de donn es d'apprentissage)

Ensuite, vient la troisi mes base de donn es que l'on nommera BASE 3. Celle-ci repr sente la base de donn es teste qui contient les coefficients de la pr diction lin aire de quelques complexes QRS de 71  chantillons et de chacun des 46 enregistrements. Le nombre des complexe QRS choisis dans cette partie varie entre 5   50 complexe QRS. Cette base de

données sera pour nous la base de données des signaux inconnus ; puis nous avons calculé la moyenne de BASE 3 c'est à dire au lieu d'avoir cette fois quelques valeurs de 71 échantillons de chaque signal, nous avons fait la moyenne de ces valeurs et nous avons obtenu une seule valeur pour les complexes QRS, lesquels nous avons regroupé dans une autre base de données teste que l'on nommera BASE 4.

En résumé :

BASE 3 : contient (5 à 50)*46 lignes et 71 colonnes (base de données brute inconnues)

BASE 4 : contient 46 lignes et 71 colonnes (base de données teste)

Enfin, les bases de données utilisées dans l'étape d'identification biométrique sont :

BASE 2 : base de données d'apprentissage, en d'autres termes c'est le training.

BASE 4 : base de données teste ; c'est de cette base que l'on choisira à chaque fois qu'on veut tester notre programme, le signal inconnu ou bien le sample.

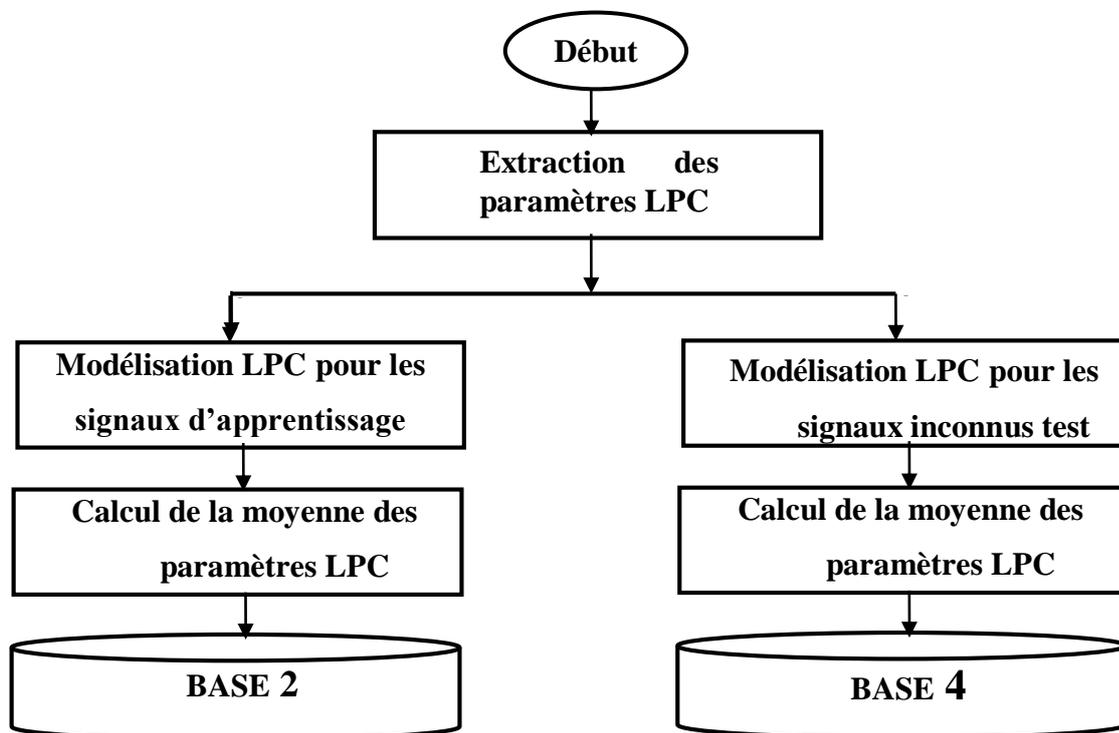


Figure 4.4 : Organigramme de la construction de la base de données des caractéristiques LPC et de la base de données des signaux inconnus

4.6.2 Construction de la base de données biométrique des paramètres standards

Comme nous avons mentionné précédemment, un deuxième groupe de paramètres standards a été sélectionné dans le but de comparer les résultats des deux groupes de paramètres et de choisir le meilleur groupe.

Le deuxième groupe de base de données contient les coefficients CF, DSP, VAR et STD de 50 complexes QRS des 48 enregistrements de la base de données MIT/BIH, dans ce groupe. Nous avons divisé la base de données en quatre sous base de données pour des raisons de simplicité du programme d'identification. La (Figure 4.5) présente Organigramme de la construction de la base de données des paramètres standards. Les bases de données d'apprentissages obtenus pour ce deuxième groupe sont :

SBTFS : sous base de données des moyenne de la transformer de Fourier rapide ;

SBVR : sous base de données de la variance des complexes QRS ;

SBMN : sous base de données de la moyenne des valeurs des complexes QRS ;

SBSD : sous base de données des valeurs de la standard déviation

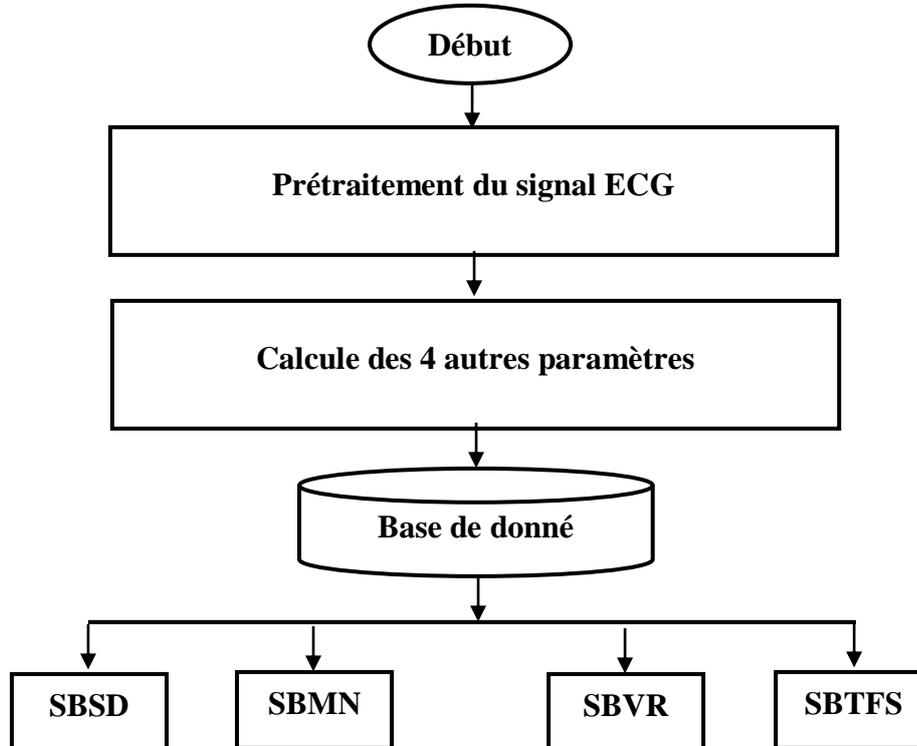


Figure 4.5 : Organigramme de la construction de la base de données des autres paramètres

Une dernière base de données teste a été créé en suivant le principe précédant. Cette dernière contient quatre sous base de données qui sont :

SBTFSX : sous base de données des moyenne de la transformer de Fourier rapide.

SBVR X: sous base de données de la variance des complexes QRS.

SBMN X: sous base de données de la moyenne des valeurs des complexes QRS.

SBSD X: sous base de données des valeurs de la standard déviation.

4.6.3 Identification d'une personne

Nous allons utiliser le classificateur KNN en raison de sa simplicité, de son succès dans la résolution des problèmes et de la haute précision des résultats obtenus. En appliquent l'algorithme KNN.

a) Identification biométrique LPC

Pour la première partie nous avons comparé un signal inconnu de la BASE 4 avec tous les autres signaux de la BASE 2 ; Le classificateur K-NN est généralement basé sur la distance euclidienne entre les caractéristiques de l'échantillon sous test et chaque échantillon du modèle de base de données des caractéristiques stockées. La distance euclidienne normalisée entre deux points x_1 et x_2 est la longueur du segment de ligne qui les relie comme étant:

$$D(x_1, x_2) = \frac{1}{n} \sqrt{(x_1 - x_2)^T (x_1 - x_2)} \quad (4.4)$$

Où n est la dimension des vecteurs x_1 et x_2 .

Le nombre k de voisins les plus proches utilisés dans l'identification biométrique est 1.

Ainsi après le calcul des distances qu'il y a entre la BASE 4 avec les 46 enregistrements de la BASE 2 ; l'algorithme les compare et mémorise les plus petite distance obtenu entre le signal inconnu et les signaux d'apprentissage.

Enfin le signal de la BASE 2 avec lequel le signal inconnu aura le plus grand nombre de petites distance en commune ; sera désigné comme son identifiant voir (Figure 4.6).

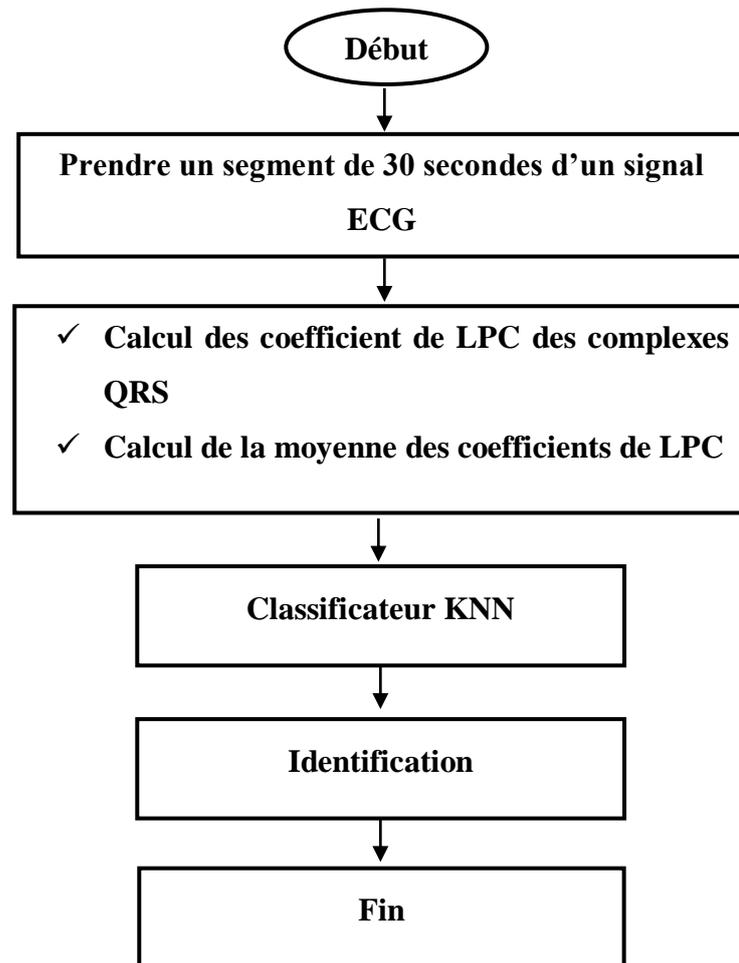


Figure 4.6 : Algorithme d'identification d'une personne avec les paramètres LPC.

b) Identification biométrique paramètres standard

Pour la deuxième partie : la procédure d'identification est la même que celle suivie dans la partie 1 ; mais au lieu d'utiliser la base de données des coefficients LPC on a pris cette fois les 4 sous bases de données des paramètres standards. Donc, le signal ECG test va être comparé en utilisant le classificateur K-NN successivement avec les quatre bases de données ; chacune d'elles vas donner un résultat d'identification selon son plus proche voisin. Le résultat final de l'identification de cette partie sera le résultat majoritaire entre les quatre résultats d'identification voir (Figure 4.7).

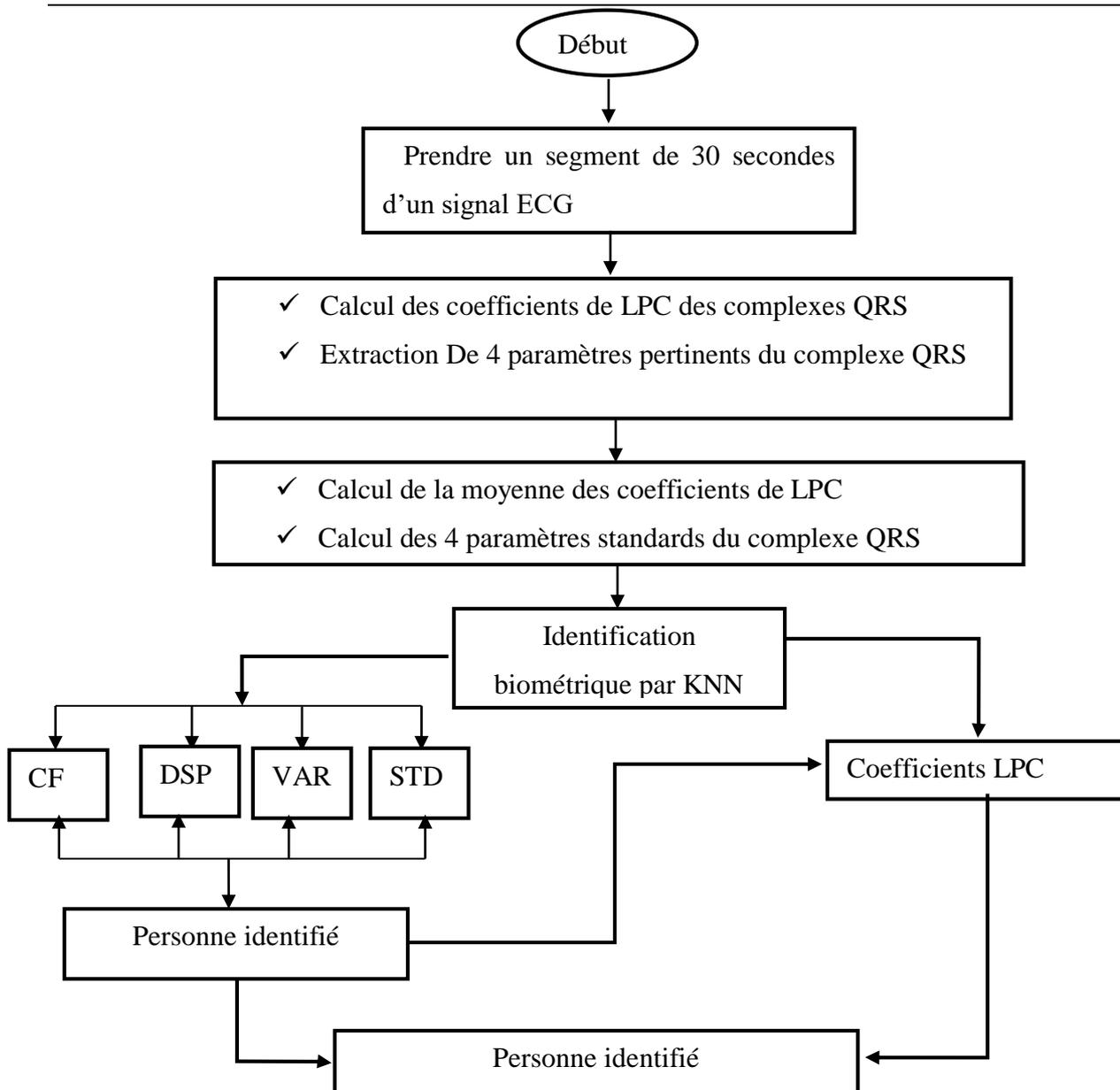


Figure 4.7 : Algorithme d'identification d'une personne avec les paramètres standards.

4.7 Résultats et discussion

Pour vérifier le bon fonctionnement de notre algorithme d'identification il est nécessaire de le tester et de calculer la justesse de celui-ci ; ainsi nous avons testé notre programme sur 46 enregistrements de la base de donnée MIT /BIH. Une série de tests a été effectuée dans laquelle la base de données d'apprentissage et le processus de reconnaissance de la personne ont été effectués pour différentes sections.

4.7.1 Résultat d'identification par LPC

Pour la construction de la base de données des caractéristiques, cinquante battements (environ 30 secondes) de chaque enregistrement ECG ont été utilisés et pour la génération du score de reconnaissance de la personne, seuls vingt battements (environ 12 secondes) de chaque enregistrement ECG ont été utilisés. Les coefficients de LPC ont été utilisés pour les deux phases de l'identification biométrique ECG proposée. L'algorithme de classification KNN a été appliqué pour trouver la meilleure correspondance de l'échantillon sous test parmi tous les échantillons stockés de la base de données des caractéristiques. Afin d'évaluer les performances de la méthode de biométrie ECG proposée dans la reconnaissance des personnes, nous avons considéré l'expression de justesse de reconnaissance utilisée dans la littérature comme suit :

$$\text{justesse}(\%) = \frac{\text{Nombre totale de signaux correctement identifiés}}{\text{Nombre total des signaux testés}} * 100$$

Pour commencer notre teste, nous avons seulement extrait 5 complexes QRS du signal test, l'identification par K-NN a donné une justesse égale à 78.26%. Les enregistrements non identifiés sont : 102 /106/117/200/203/207/208/210/228 et 233. Ensuite, nous avons augmenté le nombre de complexes QRS de la BASE 4 à 10. La justesse est améliorée, elle est passée de 78.26% pour 5 battements à 91.3% pour 10 battements. Les signaux qui n'ont pas pu être identifiés cette fois sont : 200/208/228 et 233 ce qui nous fait 4 signaux en tous. Puis nous avons augmenté le nombre à 15 battements, nous avons remarqué que la justesse reste la même c'est-à-dire 91.3%. Pour cela nous sommes passés à 20 battements. Nous avons obtenu une justesse égale à 93.5% avec un total de 3 signaux non identifiés qui sont 200/208/228.

Pour obtenir un résultat de 100% nous avons augmenté le nombre de battements de 20 à 25 ; nous avons obtenu une justesse de 95,7% les signaux qui n'ont pas pu être identifié sont : 208 et 228. Ensuite, pour 30 battements la justesse est égale à 97,8% avec un seul signal non identifié, le 208. Enfin, le 100% de justesse a été obtenu à 35 battements avec 0 signal non identifié.

Donc, l'utilisation des paramètres pertinents du modèle LPC proposé pour l'identification biométrique a base du signal ECG est une très bonne initiative vue que ; en utilisant seulement 35 battements (environ 21 secondes) d'un signal ECG inconnu on obtient une justesse de 100% ; c'est un résultat très satisfaisant voir Tableau 4.3.

Tableau 4.3 : Les différents résultats obtenus on utilisant les paramètres LPC variant le nombre de complexes QRS

Nombre de complexes QRS du Signal inconnu	Nombre de signaux non identifié	Justesse en pourcentage (%)	Temps nécessaire à l'acquisition du signal inconnu (sec)
5	10	78.26%	3
10	4	91.3%	6
15	4	91.3%	9
20	3	93,5%	12
25	2	95,7%	15
30	1	97,8%	18
35	0	100%	21
40	0	100%	24
45	0	100%	27
50	0	100%	30

4.7.2 Résultat d'identification avec les paramètres standards

Ici aussi pour la construction des sous bases de données d'apprentissage on a pris 50 complexes QRS de 71 échantillon de chaque signal voir (Figure 4.5)

Le processus suivi dans cette partie est le même proposé dans la première partie (LPC) ; nous avons testé le programme en augmentant à chaque fois le nombre de complexes QRS extrait du signal ECG inconnu que l'on a introduit dans le classificateur K-NN, qui va comparer les paramètres extraits du signal test avec les bases de données d'apprentissage. Pour finir nous avons calculé la justesse en suivant la loi :

$$justesse(\%) = \frac{\text{Nombre totale de signaux correctement identifié}}{\text{Nombre total des signaux testés}} * 100$$

Les résultats obtenus sont regroupé dans le tableau 4.4

Tableau 4.4 : Les différents résultats obtenus avec les paramètres standards

Nombre de complexes QRS du Signal inconnu	Nombre de signaux non identifié	Justesse en pourcentage (%)	Temps nécessaire à l'acquisition du signal inconnu (sec)
10	29	36.95%	6
20	29	36.95%	12
30	30	34,78%	18
40	27	41,30%	24
50	0	100%	30

Tableau 4.5 : Le taux d'identification de chaque paramètre

Nombre de complexes QRS	Nombre de personne identifiée	Taux d'identification de chaque sous base de données en %			
		SBTFS	SBVR	SBMN	SBSD
10	17	29.41%	58.82%	23.52%	58.82%
20	17	23.52%	52.94%	41.17%	52.94%
30	16	12.5%	31.25%	62.5%	31.25%
40	19	29.41%	58.82%	23.52%	58.82%

Equation utilisée pour le calcul du taux d'identification est la suivante:

$$\text{Taux} = \frac{\text{nbr total d'identifié avec tous la base}}{\text{nbr d'identifié avec une sous base}} * 100$$

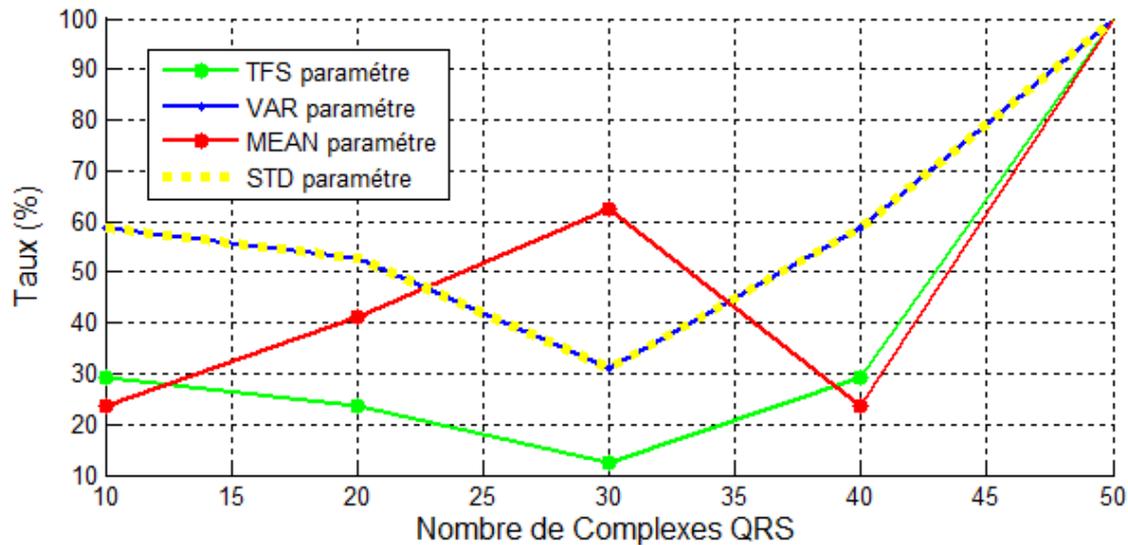


Figure 4.8 : Graphe montrant le taux de justesse de chaque paramètre.

4.8 Comparaison des résultats

Dans la partie 1, la justesse atteint 100% après l'utilisation de 35 battements. Tandis que, dans la partie 2 elle n'atteint 100% qu'après l'utilisation de 50 battements. En ce qui concerne les résultats de la justesse des méthodes d'identification proposées, les coefficients de LPC sont bien meilleurs que les autres paramètres réunis.

Ensuite, pour la partie 1, on remarque une linéarité entre le nombre de complexes QRS extrait et la justesse du programme de sorte qu'à chaque fois quand on augmente le nombre de complexes QRS la justesse de la méthode augmente; mais dans la partie 2 on ne retrouve pas cette linéarité voire (Figure 4.9).

Enfin durant l'utilisation de notre programme nous avons remarqué que le temps d'exécution avec les paramètres LPC est largement inférieur qu'avec les paramètres standards.

Maintenant il devient évident que l'utilisation des coefficients de la prédiction linéaire est bien meilleur que l'utilisation des paramètres standards en utilisant le classificateur K-NN.

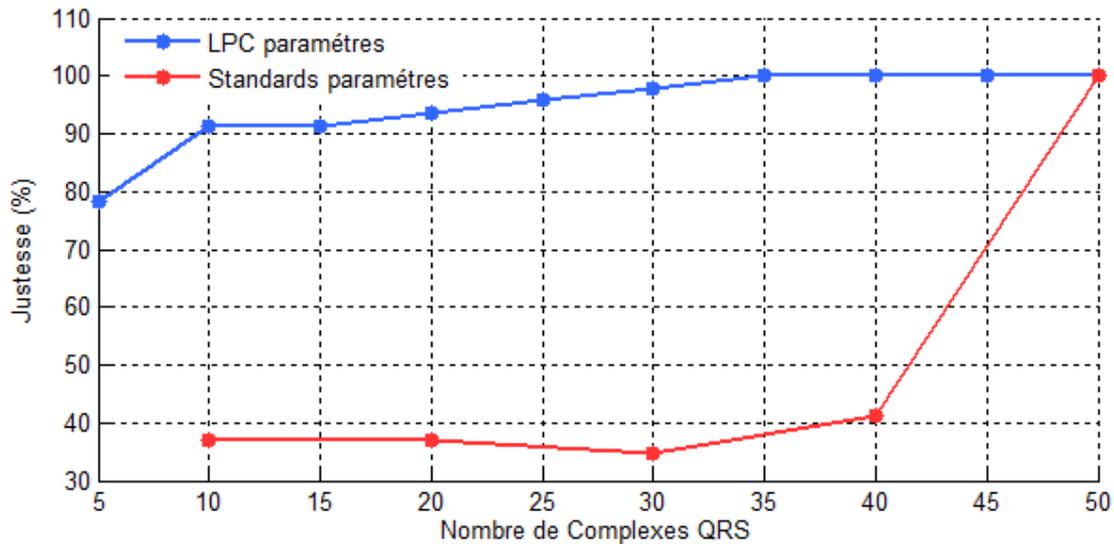


Figure 4.9 : graphe représentant les résultats obtenus pour les deux parties.

4.8.1 Comparaison des résultats avec autres travaux de la littérature

Dans le but de mieux situer notre étude nous avons ajouté quelque autre travaux réalisé dans la littérature sur l'identification biométrique à base du signal ECG ; nous avons regroupé cela dans le Tableau 4.6. On peut facilement voir que la mesure de justesse de la méthode d'identification proposée est nettement supérieure malgré que les méthodes utilisées dans ces articles soient des méthodes compliquées et le nombre des paramètres extraits pour l'identification est très large et nécessite des méthodes d'extraction plus ou moins compliquées.

Tableau 4.6: comparaison de nos résultats avec ceux de la littérature

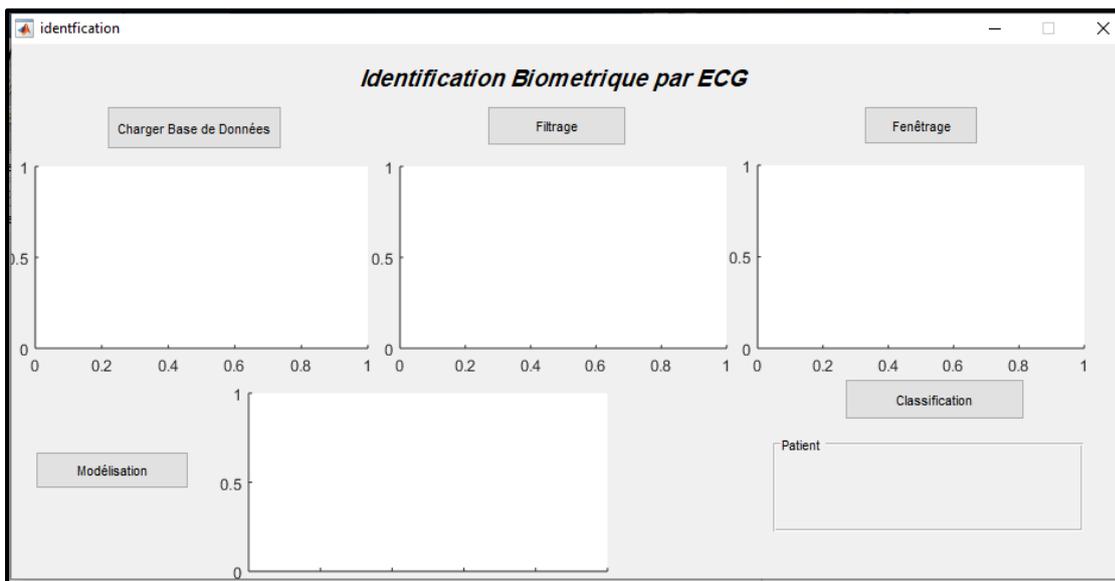
Travaux Connexes	Base de données	Outils	Précision
Travail Actuel	MIT-BIH	LPC,K-NN	100%
Hamza, S., Ayed, Y.B [52]	MIT-BIH	PQRST fragments, SVM	98.6%
Lee, J.-A.; Kwak, K.-C [53]	CU-ECG	STFT, FSST, WSST, LSTM	95.12%
Ibrahim, Anwar E., et al [54]	ECG-ID	Wavelets, RBFN, BPNN	98.41%
Li, N.; Zhu, L [55]	MIT-BIH	WT-UKF, IPSO-SVM	95.17%

4.9 Interface graphique

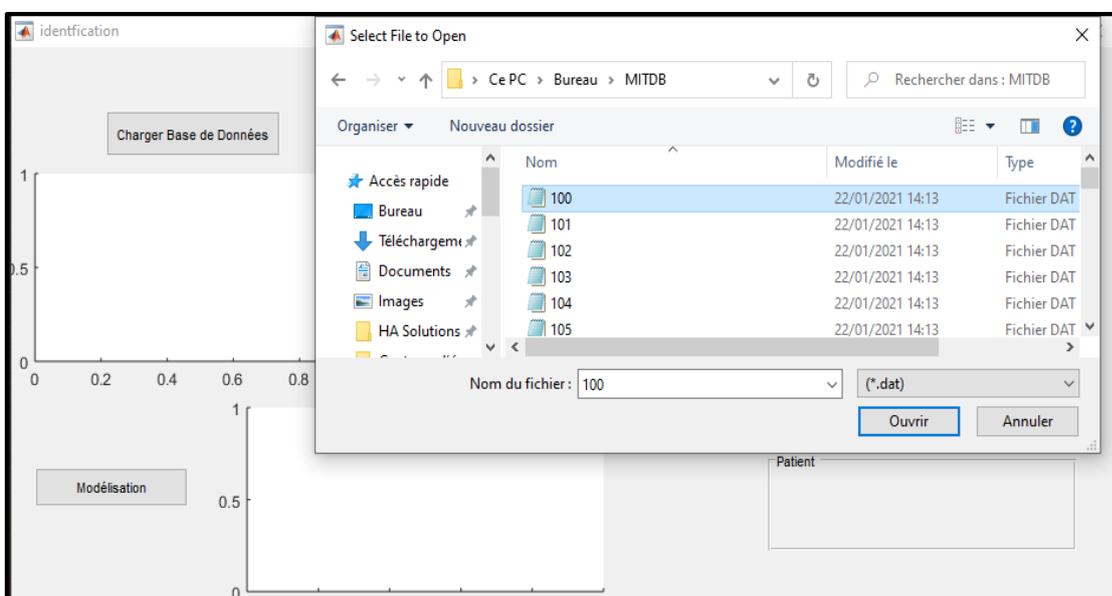
L'utilisation de l'interface graphique est une étape très importante de notre travail qui vise à rendre le programme accessible, présentable et facile d'utilisation ; pour réaliser l'interface graphique la fonction GUIDE du logiciel Matlab a été utilisée.

Les étapes d'utilisation de l'interface graphique sont illustrées dans la figure 4.10

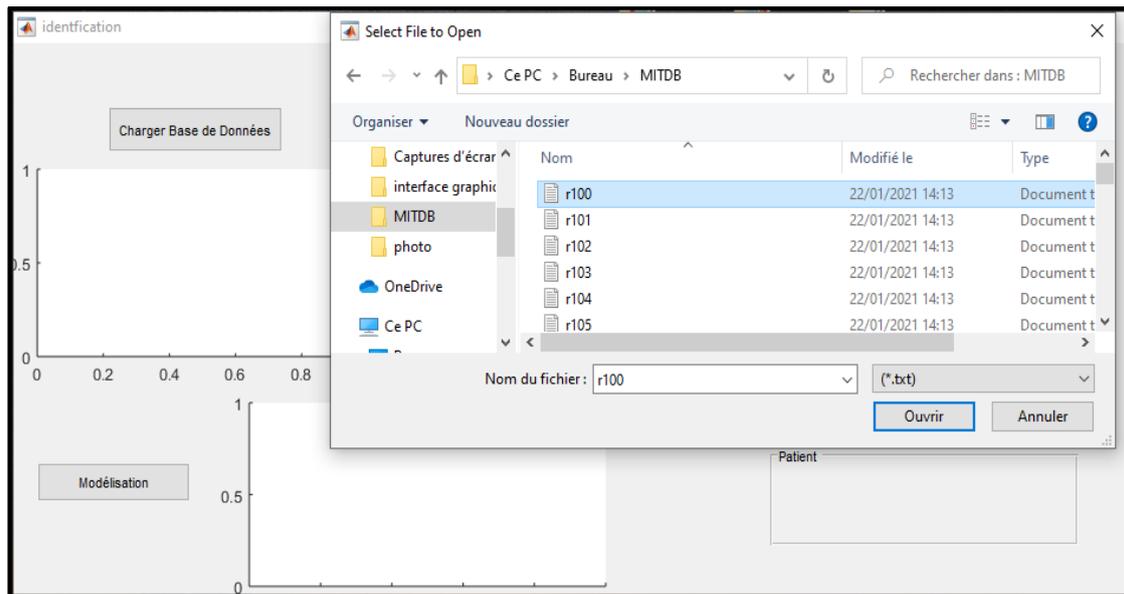
1. l'interface graphique avant utilisation



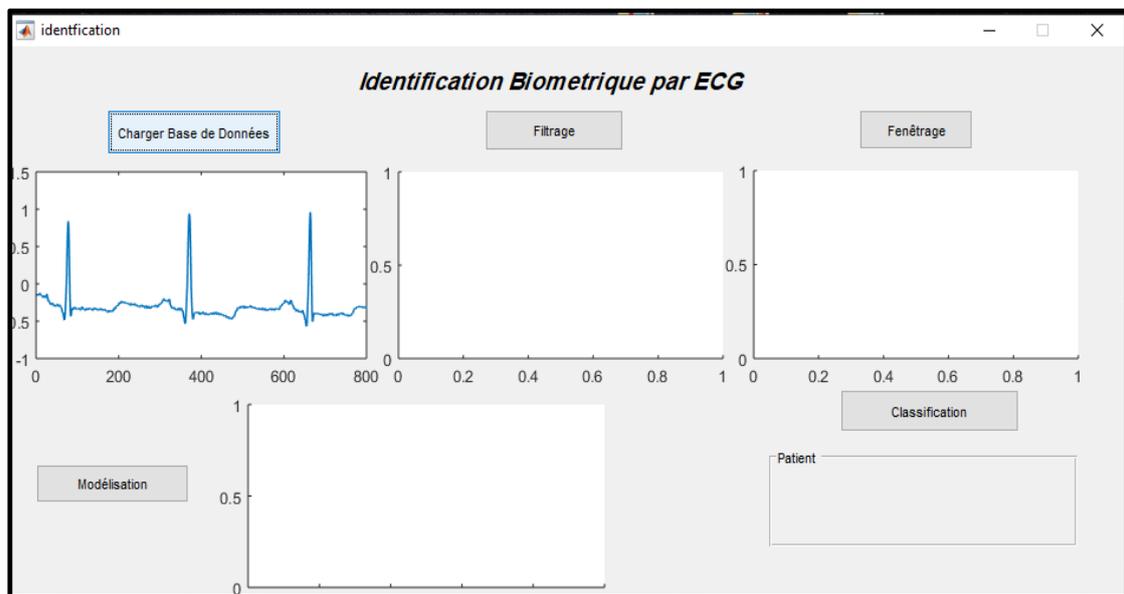
2. Chargement du fichier .DAT



3. Chargement du fichier .TXT



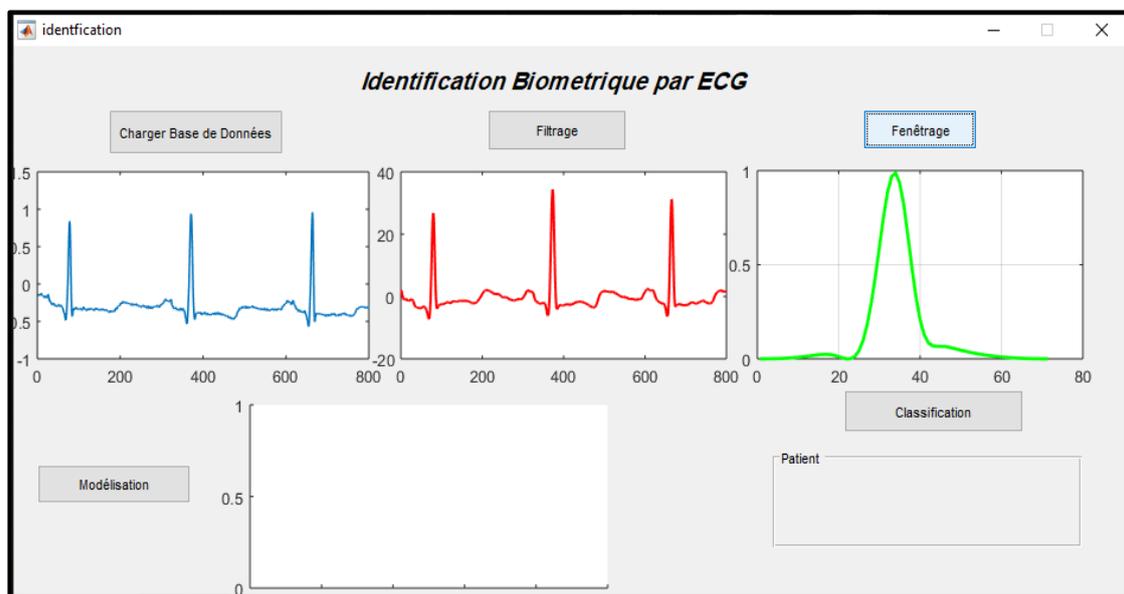
4. Résultat après chargement du signal ECG 100



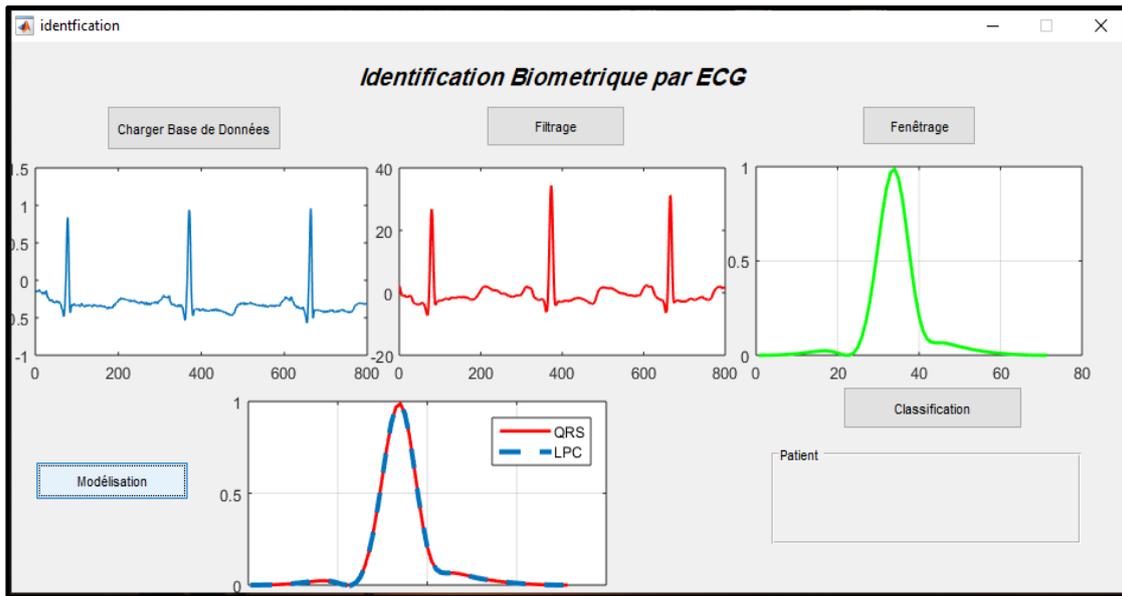
5. Résultat filtrage du signal ECG 100



6. Résultat après fenêtrage du signal ECG 100



7. Résultat après modélisation



8. Résultat de l'identification

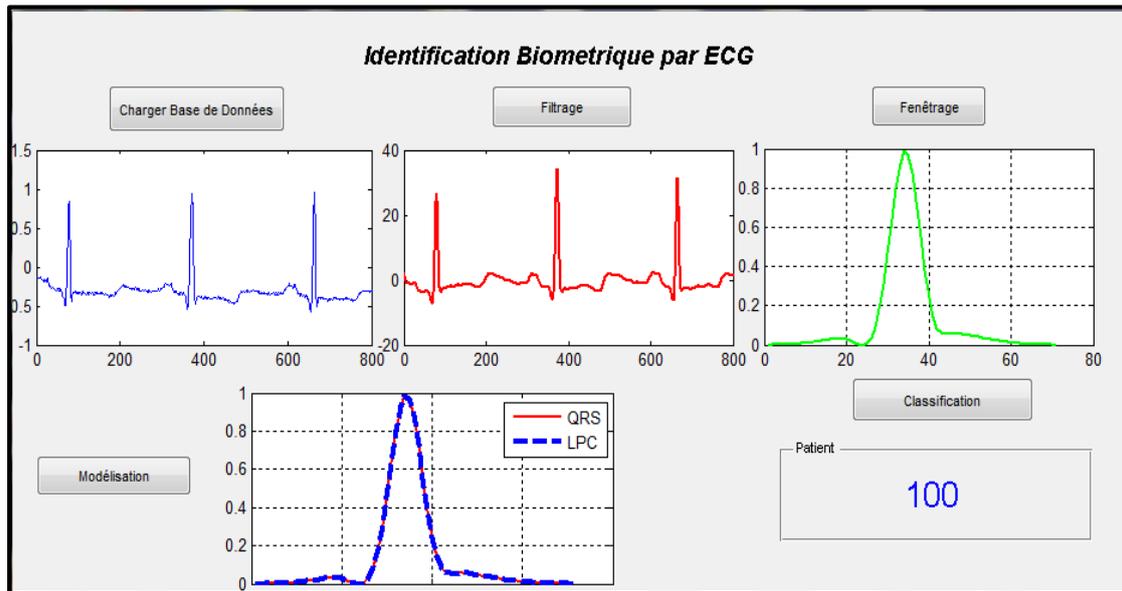


Figure 4.10 : Résultat de l'utilisation de l'interface graphique pour identification signal ECG 100

4.10 Conclusion

Dans ce dernier chapitre nous avons exposé en détail notre méthode d'identification ; qui est basée sur le classificateur KNN ; la première partie à l'aide des coefficients de la prédiction linéaire LPC des complexes QRS et la deuxième partie avec des paramètres supplémentaires ; aussi les bases de données utilisées sont mises à disposition pour faciliter la compréhension du fonctionnement de notre algorithme ; ensuite on a testé notre méthode sur 46 enregistrements de la base de données MIT/BIH et calculé la justesse du programme dans les deux parties ; pour finir nous avons regroupé tous nos travaux d'identification biométrique à base du signal ECG sur une interface graphique simple d'utilisation.

Conclusion Générale

La reconnaissance des personnes en fonction de leurs caractéristiques est importante dans de nombreuses technologies émergentes. De nos jours, la biométrie est utilisée dans une grande variété d'applications qui nécessitent des schémas d'identification ou de vérification pour confirmer l'identité d'un individu. L'ECG est l'un des plus récents ajouts à la communauté biométrique. Plusieurs travaux de recherche ont été réalisés dans le domaine de l'identification biométrique en se basant sur le signal ECG. Le travail réalisé dans ce projet de fin d'étude porte essentiellement sur la contribution au développement de technique d'identification biométrique du signal ECG.

Premièrement, quelques notions de base sur l'anatomie du cœur humain ont été présentées. Nous avons exposé le principe de fonctionnement du système cardiovasculaire. Nous avons résumé par la suite les principales notions concernant le signal ECG et sa relation avec le cœur.

Deuxièmement, nous avons donné un aperçu sur les données utilisées dans ce travail qui sont des données réelles issues d'une base de données universelle largement utilisée dans la littérature, la base de données MIT/BIH. Puis nous avons exposé un bref aperçu des travaux de recherche réalisés, entre 2007 et 2020, dans le domaine de l'identification biométrique en général et les travaux de recherche spécifique à l'identification biométrique basés sur le signal ECG.

Troisièmement, le prétraitement des signaux ECG est un facteur contribuant énormément aux performances du système d'identification biométrie global. Des techniques de filtrage des données, extraction et modélisation des complexes QRS ont été présentées et étudiées sur des signaux ECG en particulier la prédiction linéaire, où nous avons montré son efficacité dans la modélisation de tels signaux. Une description détaillée a été faite des différentes étapes du prétraitement du signal ECG.

Quatrièmement, une technique de reconnaissance et d'identification biométrique basée uniquement sur les complexes QRS du signal ECG a été proposée. Les paramètres pertinents dans l'étape d'identification biométrique par ECG sont premièrement les coefficients de modélisation du complexe QRS par LPC. Les résultats obtenus avec un taux de justesse égale à 100% avec une durée 21 sec en utilisant seulement 35 complexes QRS ont été très satisfaisant compte tenu du nombre de paramètres pertinents utilisés. Puis les paramètres

standards du complexe QRS ont été considérés comme paramètres pertinents. Le taux de justesse de cette partie est égal à 41,30% avec plus de 35 complexes QRS. L'étude comparative entre les deux méthodes proposées montre que Le taux de justesse 100% montre clairement la puissance de cette technique dans l'identification biométrique par ECG. La simplicité, la rapidité et la possibilité d'implémentation sont les points forts de la méthode proposée par rapport aux techniques considérées dans la comparaison.

Aussi Ce travail a ouvert de nouvelles perspectives dans le domaine de la biométrie et plus particulièrement l'identification biométrique des signaux ECG. Cependant, il reste encore des points à étudier et à développer plus profondément :

- *Algorithme de modélisation* : étude de nouvelles méthodes d'extraction des paramètres du signal ECG et utiliser des algorithmes plus performants et qui présentent l'avantage de la détection en temps réel.
- *Méthode d'identification* : étude des nouvelles techniques d'apprentissage pour l'amélioration des performances de la méthode d'identification, comme par exemple : les réseaux de neurones, SVM... etc.
- *Base de données*: élargir le nombre des bases de données pour tester la performance de la méthode sur un nombre d'enregistrements relativement importante.

Bibliographie

1. A. K. Jain, A. Ross, S. and Prabhakar, "An introduction to biometric recognition," IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 14, No. 1, p. 4–20, 2004.
2. J. Leroux, P. Lamadelain, B. Dorizzi, C. Guerrier, "La biométrie – Techniques et usages," Techniques de l'ingénieur, Vol. S11, No. H5530, p. 1-26, 2004.
3. L. Biel, O. Petersson, L. Philipson, and P. Wide, "ECG analysis: A new approach in human identification," IEEE Transaction on Instrument Measurement, Vol. 50, No. 3, p. 808-812, 2001.
4. S. Jaiswal S. S. Bhadauria R. S. Jadon, "Biometric: case study," Journal of Global Research in Computer Science, Vol. 2, No. 10, 2011.
5. R. A. Whitman. "INFORMATION SECURITY: A STUDY ON BIOMETRIC SECURITY SOLUTIONS FOR TELECARE MEDICAL INFORMATION SYSTEMS." , Master's Theses, University of New Hampshire, Durham, 2016
6. Shahrzad,P."ECG Biometrics: New Algorithm and Multimodal Biometric System. ", University of Toronto (Canada) .ProQuest Dissertations Publishing 2015.
7. F. Porée, G. Kervio G. Carrault, "ECG biometric analysis in different physiological recording conditions," Signal, Image and Video Processing, Vol. 10, No. 2, p. 267–276, 2016.
8. R.Rhoades, D.R.Bell, "Medical physiology: Principles for clinical medicine, "Philadelphia: Wolters Kluwer, SPORMETRE Beden Eğitimi ve Spor Bilimleri Dergisi 17.1 (2019): 1-19.
9. K.E.Barrett, W.F.Ganong, "Ganong's Review of Medical Physiology, "New York: McGraw-Hill Medical, 2010.
10. K.Rogers, "The Cardiovascular System," United States: Britannica Digital Learning, 2011.
11. L.S.Lilly, "Pathophysiology of heart disease a collaborative project of medical students and faculty, "Philadelphia, PA: Wolters Kluwer, 2016.
12. N.Kannathal, U.R. Acharya, "Analysis of electrocardiograms, "Advances in cardiac signal processing, Berlin: pp.55–81, 2007.
13. J.A.Kors, G.V.Herpen, "Computer analysis of the electrocardiogram", Comprehensive electro cardiology. London: pp.1723–1765, 2011.

14. B.Surawicz, T.K.Knilans, "Chou's electrocardiography in clinical practice, "Philadelphia, PA: Saunders/Elsevier, 2008.
15. Bundle branch block - Symptoms and causes - Mayo Clinic
<https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/bundle-branch>
16. Le fonctionnement du cœur - FFC - Fedecardio.org
<https://www.fedecardio.org/je-m-informe/le-fonctionnement-du-coeur/>
17. Hypertension pulmonaire : <https://www.sante-sur-le-net.com/maladies/cardiologie/hypertension-pulmonaire/>
18. vivre-avec-la-fibrillation : <https://www.ottawaheart.ca/fr/vivre-avec-la-fibrillation> consulter en Mars 2022
19. P.Pramendra, S.Vijay,"Detection and Classification of ECG Noises using Decomposition on Mixed Code book for Quality Analysis", Healthcare technology letters 7.1 (2020): 18-24
20. I. Assadi: "Analyse et classification des maladies cardiaques et respiratoires en utilisant les opérateurs et les systèmes d'ordre fractionnaire", These de doctorat, Université de constantine 1, 2018
21. MIT-BIH ECG Database. Online:
<http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb>. Consulter Mars 2022
22. A.Emmanue, Y.Jean, "Identification des personnes par des analyses biométriques et génétiques", Bulletin de l'Académie nationale de médecine 191.8 (2007): 1779-1782.
23. C.Anis, "Nouvelle approche d'identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisée. Modélisation et simulation", Thèse de doctorat. Paris : Université d'Evry-Val d'Essonne, 2009
24. I. dehache "Une approche multimodale pour l'identification biométrique, Thèse de doctorat. Université de Annaba,2010
25. C.Samer, "Biométrie par signaux physiologiques", Thèse de doctorat. Université Paris-Est, 2013
26. É.F.Lartigau, S.Audebaud, "Mise en œuvre d'un dispositif d'identification biométrique en radiothérapie : l'expérience du centre Oscar Lambret Finger prints identification of radiotherapy patients", Cancer/Radiothérapie 16.7 (2012): 633-637.
27. Alaa Hilal, "Système d'identification à partir de l'image d'iris et détermination de la localisation des informations", 2013

28. B.Ould, B.Abdelaziz, "Un Système Biométrique Multimodal", Thèse de doctorat. Université de Technologie de Troyes; Université libanaise, 2014
29. S.Akrouf,"Une approche multimodale pour l'identification du locuteur", Thèse de doctorat. Université de Sétif, 2014
30. Y. Kabbara,"Caractérisation des images à Rayon-X de la main par des modèles mathématiques : application à la biométrie", Thèse de doctorat. Université Paris-Est. 2015
31. C.Takwa, K.Rostom : L'extraction d'un anneau d'intérêt autour de disque optique pour une identification rétinienne robuste", ERIS'2016 Eye-tracking, Regard, Interactions et Suppléances. 2016.
32. K. Kihel Souad," Identification biométrique par fusion multimodale de l'empreinte d'articulation, l'empreinte digitale et l'empreinte veineuse du doigt", Thèse de doctorat. Université Mohamed Boudiaf des sciences et de la technologi. 2017
33. T. Chihaoui, " Système d'identification de personnes basé sur la rétine", thèse de doctorat, Université Paris - Est – ESIEE-Paris, 2018
34. Boureneb Aziza, "identification des personnes par leurs empreintes palmaire", PFE, Université 8Mai 1945 – Guelma,2019
35. I.Benothmane, I. Djaala," identification biométrique par le visage et l'oreille", PFE, univ-annaba, 2020
36. W.Yongjin, A.Foteini, "Analysis of Human Electrocardiogram for Biometric Recognition", EURASIP journal on Advances in Signal Processing Volume 2008, Article ID 148658, 11 pages- Springer 2007
37. A.Foteini, H.Dimitrios, "ECG Based Recognition Using Second Order Statistics", Sixth Annual Conference on Communication Networks and Services Research (CNSR 2008), 5-8 May 2008, Halifax, Nova Scotia, Canada. IEEE Computer Society 2008, ISBN 978-0-7695-3135-9
38. B.Ognian, V.Yuliyann, "ECG personal identification in subspaces using radial basis neural networks", 2009 IEEE international workshop on intelligent data acquisition and advanced computing systems: technology and applications. IEEE, 2009.
39. H.Dimitrios, A.Foteini, "ECG biometric analysis in cardiac irregularity conditions", Signal, Image and Video Processing 3.4, P: 329-343.2009

40. K.Ibrahim, M.Christopher, "ECG biometric using multilayer perceptron and radial basis function neural networks", 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE, 2011.
41. K.Samaneh, D.Adeleh, "ECG based personal identification using empirical mode decomposition and Hilbert transform", The 16th CSI International Symposium on Artificial Intelligence and Signal Processing (AISP 2012). IEEE, 2012.
42. D.B.Marcin, W.M.Andrzej, "Multimodal biometric system combining ECG and sound signals", Pattern Recognition Letters 38 (2014): 107-112.
43. M.T.Manal, R.Kenneth, "A wavelet feature extraction method for electrocardiogram (ECG) based biometric recognition", Signal, Image and Video Processing 9.6 (2015): 1271-1280.
44. R.Dhouha, L.Zied, "ECG biometric recognition using SVM based approach", IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering 11 (2016): S94-S100.
45. B.Susana, H.T.F.Jacqueline, "Biometric and Emotion Identification: An ECG Compression Based Method", Frontiers in psychology 9 (2018): 467.
46. K.Su, G.Yang, "Human identification using finger vein and ECG signals", Neurocomputing 332 (2019): 111-118
47. L.Rui, Y.Gongping, "Robust ECG biometrics using GNMF and sparse representation", Pattern Recognition Letters 129 (2020): 70-76.
48. I.Christov, G.Bortolan, "Ranking of pattern recognition parameters for premature ventricular contraction classification by neural networks", Physiological Measurement 25.5 (2004): 1281.
49. Washington, R. L., et al. "Guidelines for exercise testing in the pediatric age group. From the Committee on Atherosclerosis and Hypertension in Children, Council on Cardiovascular Disease in the Young, the American Heart Association." Circulation 90.4 (1994): 2166-2179.
50. M.A. Haroon., "ECG arrhythmia classification using deep convolution neural networks in transfer learning." (2020).
51. L.R. Rabiner," Digital processing of speech signals." Pearson Education India, 1978.

52. Y.B.Hamza, S.Ayed, "An integration of features for person identification based on the PQRST fragments of ECG signals", *Signal, Image and Video Processing* (2022): 1-7.
53. J.A.Lee, K.C.Kwak, "Personal Identification Using an Ensemble Approach of 1D-LSTM and 2D-CNN with Electrocardiogram Signals", *Applied Sciences* 12.5 (2022): 2692
54. Ibrahim, E.Anwar, "Human Identification Using Electrocardiogram Signal as a Biometric Trait", *International Journal of System Dynamics Applications (IJSDA)* 11.3 (2022): 1-17.
55. N.Li, L.Zhu, "The Identification of ECG Signals Using WT-UKF and IPSO-SVM", *Sensors* 22.5 (2022): 1962.