

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية

الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –

Faculté de TECHNOLOGIE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme de MASTER**

En : (Génie Biomédical)

Spécialité : (Instrumentation Biomédicale)

Par : (DATOUSSAID Manel)

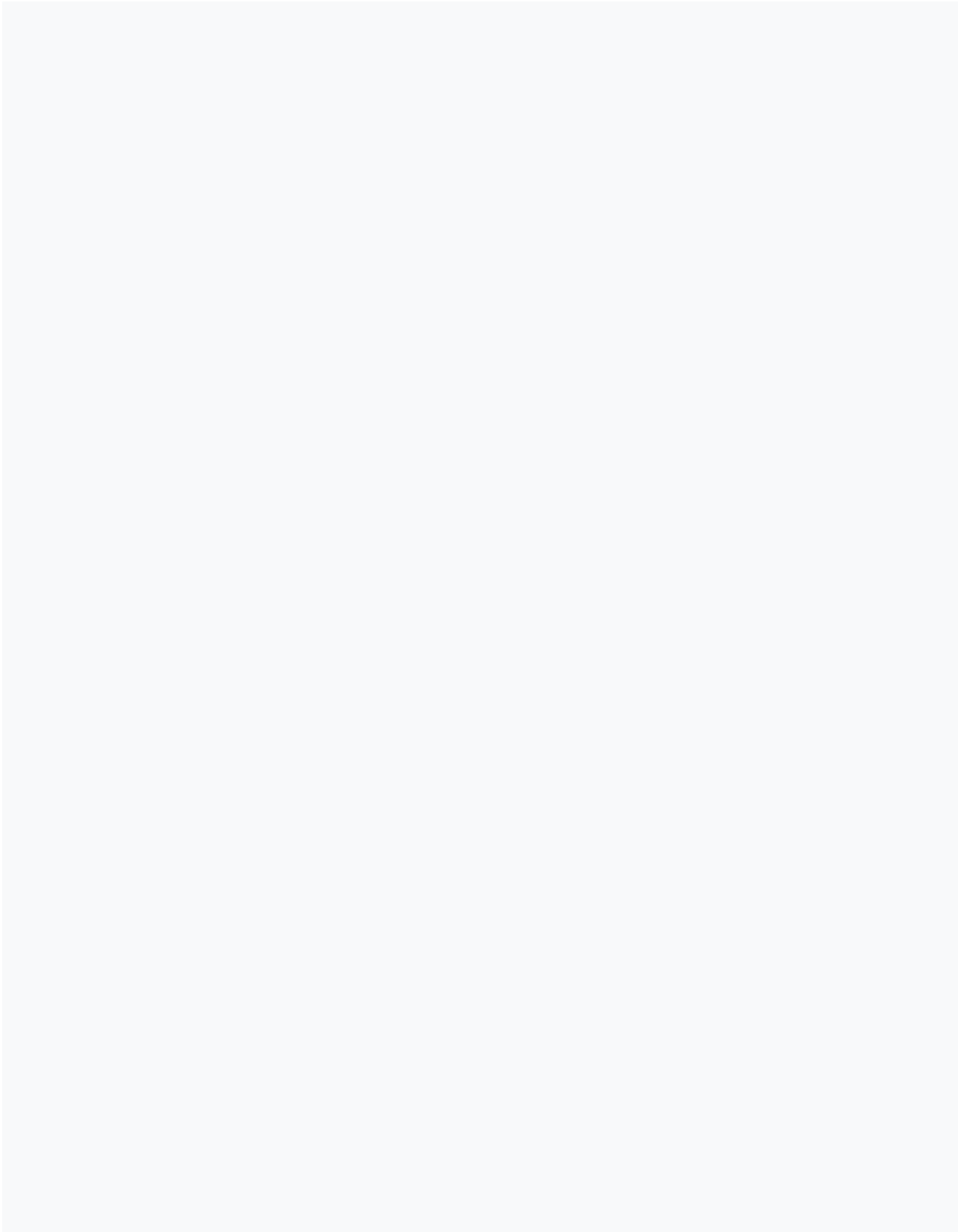
Sujet

Détection des arythmies cardiaques par analyse du signal électrocardiogramme

Soutenu, le 26 / 06 / 2022 , devant le jury composé de :

Pr. HAMZA-Cherif Lotfi	Université de Tlemcen	Président
Pr. DJEBBARI Abdelghani	Université de Tlemcen	Encadrant
DR. TAOULI Sidi-Ahmed	Université de Tlemcen	Examineur

Année universitaire : 2021-2022



Résumé

Les battements du cœur ont un impact important sur l'étude des maladies cardiovasculaires en sciences médicales. Ils fournissent des informations essentielles sur les troubles et les anomalies du rythme cardiaque. Chaque battement fournit un complexe QRS dans l'électrocardiogramme (ECG) dont le pic R est l'onde d'amplitude majeure. L'analyse du signal ECG est affectée par la présence de bruits à basse fréquence, à haute fréquence, de l'interférence des ondes P et T, et les changements de morphologie des complexes QRS.

Ce projet de fin d'études présente un système de classification des arythmies cardiaques basé sur un nouvel algorithme de détection des QRS utilisant des seuils de temps et d'amplitude avec élimination statistique des faux pics R. Ce système permet de supprimer le bruit et de s'adapter aux changements de morphologie du signal ECG pour une meilleure performance de détection et de classification à travers un classifieur SVM.

L'approche proposée est testée sur la base de données d'arythmie MIT-BIH Arrhythmia Database.

Mots clés : Signal ECG, complexe QRS, arythmie cardiaque, classification SVM, base de données MIT-BIH Arrhythmia Database.

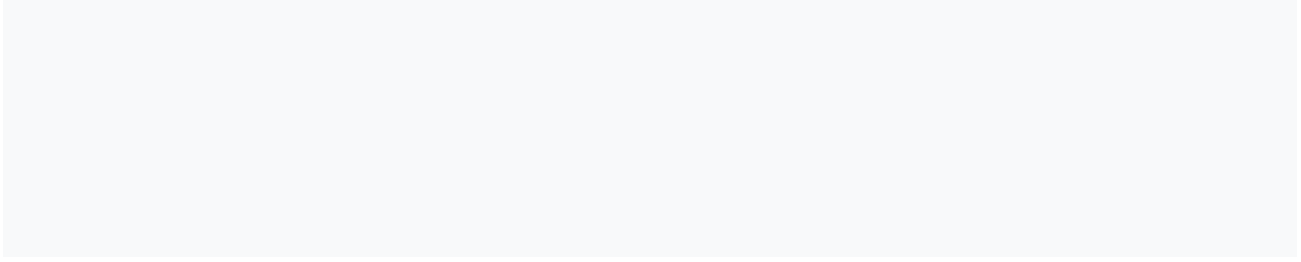
Abstract

Heart diseases can be detected through analysis of heartbeats which provide information about cardiac disorders and heart rhythm abnormalities. Each heartbeat correspond to a QRS complex in the Electrocardiogram (ECG) signal. The ECG analysis is affected by low-frequency noise, high-frequency noise, P and T wave interference, and changes in QRS morphology. This project presents a cardiac arrhythmia classification system based on a new QRS detection algorithm using time and amplitude thresholds with statistical elimination of false peaks. The developed algorithm suppresses noise and adapts to changes in the ECG signal morphology for a performant detection and a high accuracy classification. The developed approach is validated on the MIT-BIH Arrhythmia Database.

Keywords : ECG signal, QRS complex, cardiac arrhythmia, SVM classification, MIT-BIH Arrhythmia Database.

ملخص

تعد دقات القلب من الجوانب المهمة لدراسة أمراض القلب في العلوم الطبية لأنها توفر معلومات أساسية عن اضطرابات القلب واضطرابات نظم القلب. تتوفر كل نبضة قلب مركب QRS في مخطط كهربية القلب (ECG) الذي يتمركز في ذروة R. ويعوق تحليل مخطط كهربية القلب ضوضاء التردد المنخفض والضوضاء عالية التردد وتداخل الموجة P و T وتغيرات شكل QRS. يقدم هذا المشروع نظام تصنيف لاضطراب ضربات القلب بناءً على خوارزمية جديدة للكشف عن QRS باستخدام عتبات الوقت والسعة مع القضاء الإحصائي على القمم الزائفة، مما يسمح بقمع الضوضاء والتكيف مع التغيرات في مورفولوجيا إشارة تخطيط القلب لتحسين أداء الكشف و SVMs لتصنيف هذه الاضطرابات. تم اختبار النهج المقترح في قاعدة بيانات MIT-BIH. الكلمات المفتاحية: إشارة ECG، مركب QRS، عدم انتظام ضربات القلب، تصنيف SVM، قاعدة بيانات MIT-BIH.



Remerciements

Avant tout, je remercie Dieu de m'avoir donné la force et le courage pour atteindre les objectifs de ce mémoire.

Je tiens à remercier mon encadreur Pr DJEBBARI Abdelghani, pour sa disponibilité, ses explications, ses observations, ses orientations, et ses conseils pendant la réalisation de ce projet. Qu'il trouve dans ce travail un hommage vivant à sa haute personnalité.

J'adresse mes sincères remerciements aux membres du jury Pr. HAMZA CHERIF Lotfi, et Dr TAOULI Sid Ahmed, pour l'intérêt qui ils ont donné à ce projet et d'avoir accepté d'évaluer ce travail et de participer à la soutenance.

À tous les enseignants et enseignantes du département de génie biomédical qui ont contribué à ma formation au cours de mon cursus universitaire.

Enfin, je remercie toutes personnes ayant contribué de près ou de loin à la réalisation de ce projet.

Dédicaces

Mes chers parents

A Ma mère

Pour son amour, son soutien et ses précieux conseils. Pour sa présence dans ma vie et ses prières, aucune dédicace ne saurait être assez éloquente pour exprimer ce qu'elle mérite. Que Dieu le tout puissant te donne santé et longue vie afin que je puisse te combler à mon tour...

A Mon père

Pour les valeurs nobles et le soutien permanent. Aucun mot ne saurait exprimer mon respect, ma considération et mon amour. Pour tous les efforts et les sacrifices qu'il n'a cessé de consentir pour mon instruction et mon bien-être.

Que Dieu te préserve et te procure Santé, bonheur et longue vie.

A ma sœur Bouchra et mon frère Abdelkader.

Table des matières

Résumé.....	3
Remerciements.....	5
Dédicaces.....	6
Introduction Générale.....	16

Chapitre 1

Le système cardiovasculaire et l'électrocardiographie

1.1. Introduction.....	19
1.2. Le système cardiovasculaire.....	19
1.2.1. Les vaisseaux sanguins.....	19
1.2.2. La circulation sanguine.....	20
1.2.2.1. La circulation pulmonaire.....	20
1.2.2.2. La circulation systémique.....	20
1.2.3. L'anatomie du cœur.....	21
1.2.3.1. L'activité mécanique cardiaque.....	21
1.2.3.2. Le système de conduction cardiaque.....	23
1.2.3.3. Le potentiel d'action et l'électrophysiologie cardiaque.....	24
1.3. L'électrocardiographie.....	25
1.3.1. L'électrocardiogramme.....	25
1.3.2. Les ondes et les intervalles de l'ECG.....	26
1.3.3. Les dérivations de l'ECG.....	28
1.3.3.1. Les dérivations périphériques.....	28
1.3.3.2. Les dérivations précordiales.....	29
1.3.4. Les artéfacts perceptibles sur l'électrocardiogramme.....	30
1.3.4.1. Artéfacts techniques.....	30
1.3.4.2. Artéfacts physiques.....	32

1.3.5. La fréquence cardiaque (Heart rate HR).....	32
1.3.6. La variabilité de la fréquence cardiaque (Heart rate variability HRV).....	33
1.4. Les troubles du rythme cardiaque.....	33
1.4.1. Le rythme sinusal.....	34
1.4.2. Les blocs cardiaques.....	34
1.4.3. Les arythmies cardiaques.....	35
1.4.3.1. Les arythmies supraventriculaires.....	36
1.4.3.2. Les arythmies ventriculaires.....	37
1.5. Conclusion.....	38

Chapitre 2

Méthodes de détection du complexe QRS et classification SVM

2.1. Introduction	41
2.2 Le traitement de signal	41
2.2.1. Techniques d'analyse du signal	41
2.2.1.1. Analyse temporelle	41
2.2.1.2. Analyse spectrale	41
2.2.1.3. Analyse temps-fréquence	41
2.2.1.4. Analyse temps-échelle	41
2.2.2. Les principales fonctions du traitement de signal	42
2.3. La détection du complexe QRS par le traitement du signal	42
2.4. Modèle de J.Pan et J.Tompkins	45
2.5. La méthode de T.Sharma et K.Sharma.....	47
2.6. La méthode de L.El Bouny, M.Khalil et A.Adib	49
2.7. L'approche proposée pour la détection du complexe QRS	57
2.8 La classification des arythmies cardiaques.....	57
2.9 Séparateurs à vaste marge SVM.....	57
2.9.1 Objectifs d'un SVM.....	59
2.9.1.1 Séparation linéaire.....	60

2.9.1.2 Séparation non linéaire.....	61
2.9.2 Exemples de classifications avec SVM.....	63
2.10 Description des classes considérées.....	63
2.10.1 La classe V.....	63
2.10.2 La classe N.....	63
2.11 La base de données MIT-BIH d'arythmies PhysioNet.....	64
2.12 Conclusion.....	65

Chapitre 3

Résultats et discussion

3.1 Introduction.....	66
3.2 MATLAB	66
3.3 Résultats et interprétation.....	66
3.3.1 Interprétation des résultats.....	67
3.4 Classification des battements cardiaques.....	71
3.4.1 Extraction des caractéristiques.....	74
3.4.1.1 Détection des ondes Q et S.....	74
3.4.1.2 Mesure de régularité.....	76
3.4.2 Les techniques de séparation des données (Apprentissage /Test).....	76
3.4.2.1 La validation croisée.....	76
3.4.2.2 La méthode « Hold-Out ».....	77
3.4.3 Résultats de la classification.....	78
3.4.3.1 Présentation des expériences réalisées.....	78
3.5 Conclusion.....	82
Conclusion générale.....	84

Table des Figures

Figure 1.1. Les vaisseaux sanguins.....	19
Figure 1.2. Le système artériel et le système veineux.....	20
Figure 1.3. L'anatomie du cœur.....	21
Figure 1.4. L'activité mécanique du cœur.....	22
Figure 1.5. Le réseau de conduction électrique.....	23
Figure 1.6. L'électrophysiologie électrique et les cinq phases du potentiel d'action d'une cellule du muscle myocardique.....	24
Figure 1.7. Les ondes du signal ECG.....	25
Figure 1.8. Tracé de l'électrocardiogramme ECG.....	27
Figure 1.9. Les six dérivations périphériques.....	29
Figure 1.10. Les six dérivations précordiales.....	30
Figure 1.11. Bruit d'interférence du réseau électrique sur un signal ECG	31
Figure 1.12. Exemple de Bruit dû au mauvais contact électrode-peau de l'enregistrement (MIT-BIH Arrhythmia Database, Enregistrement 101)	31
Figure 1.13. Dérive de la ligne de base de l'enregistrement 202 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia database.....	32
Figure 1.14. L'intervalle R-R du signal ECG.....	33
Figure 1.15. Rythme sinusal, segmentation de l'enregistrement MIT-BIH Arrhythmia database 100 :0-10 s.....	34
Figure 1.16. Exemple de Bloc Auriculo-Ventriculaire (BAV) type II de l'enregistrement 231 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia database (0-10 s).....	34
Figure 1.17. Exemple de Bloc de Branche droite de l'enregistrement 124 MIT-BIH Arrhythmia database 124 : 218-228 s.....	35
Figure 1.18. Exemple de Bloc de Branche Gauche de l'enregistrement 207 MIT-BIH Arrhythmia database : 1662-1672s.....	35
Figure 1.19. Exemple de Fibrillation auriculaire de l'enregistrement 201 MIT-BIH Arrhythmia database : 0-10 s.....	36

Figure 1.20 Exemple de Tachycardie supra-ventriculaire de l'enregistrement 209 MIT-BIH Arrhythmia database : 863-873 s.....	36
Figure 1.21 Exemple de Tachycardie ventriculaire de l'enregistrement 205MIT-BIH Arrhythmia database : 1458-1468 s.....	37
Figure 1.22. Exemple de Fibrillation ventriculaire de l'enregistrement 207 MIT-BIH Arrhythmia database	38
Figure 2.1. Algorithme de Pan & Tompkins de détection du complexe QRS	43
Figure 2.2. Les performances du modèle de Pan et Tompkins.....	45
Figure 2.3. Diagramme de la méthode de détection du complexe QRS de Sharma et Sharma.....	45
Figure 2.4. Détection des pics R pour l'enregistrement117	46
Figure 2.5. Diagramme de la méthode SWT-TEO.....	47
Figure 2.6. Résultats de la méthode proposée appliquée à la section temporelle de l'enregistrement ECG 104.....	48
Figure 2.7. L'algorithme proposée pour la détection du complexe QRS.....	49
Figure 2.8. Les faux pics entre les vrais positifs.....	53
Figure 2.9. Élimination des faux pics dans l'enregistrement 104 avec l'axe des ordonnées en mV de la base de données d'arythmie MIT-BIH.....	53
Figure 2.10. Recherche en arrière dans l'enregistrement 109 avec l'axe des y en mV de la base de données d'arythmie MIT-BIH.....	56
Figure 2.11. Principe d'hyperplan séparateur, il en existe plusieurs. Celui qui correspond au minimum d'erreurs est l'hyperplan optimal.....	58
Figure 2.12. L'hyperplan optimal H (en gras) avec la marge maximale d.....	58
Figure 2.13. Classification binaire avec plusieurs hyperplans.....	58
Figure 2.14. Le principe de kernel Trick.....	59
Figure 2.15. Transformation de l'espace en utilisant un noyau (cas de RBF).....	60
Figure 2.16. Exemple de classification en utilisant un SVM avec noyau de fonction de base radiale (RBF).....	60
Figure 2.17. Exemple de classification en utilisant un SVM avec noyau polynomial.....	61
Figure 2.18. Exemple de Classification en utilisant un SVM avec noyau linéaire.....	61
Figure 2.19. Différentes formes de battements cardiaques considérés.....	62

Figure 3.1. Sorties obtenues à partir de différentes étapes en mV.....	67
Figure 3.2. Sorties obtenues à partir de différentes étapes avec l'axe des y en mV.....	68
Figure 3.3. Sorties obtenues à partir de l'enregistrement 228 avec l'axe des y en mV.....	68
Figure 3.4. Sorties obtenues à partir de l'enregistrement 228 avec l'axe des y en mV dans une autre partie su signal (80-90s)	69
Figure 3.5. Sorties obtenues à partir de l'enregistrement 115 avec l'axe des y en mV.....	69
Figure 3.6. Sorties obtenues à partir de l'enregistrement 104 avec l'axe des y en mV.....	70
Figure 3.7. Sorties obtenues à partir de l'enregistrement 114 avec l'axe des y en mV.....	70
Figure 3.8. Sorties obtenues à partir d'une autre partie de l'enregistrement 221 avec l'axe des y en mV.....	71
Figure 3.9. Sorties obtenues à partir de l'enregistrement 203 avec l'axe des y en mV.....	72
Figure 3.10. Système proposé pour la classification des arythmies cardiaques.....	74
Figure 3.11. Sorties obtenues à partir de l'enregistrement 223 avec l'axe des y en mV.....	75
Figure 3.12. Sorties obtenues à partir de l'enregistrement 215 avec l'axe des y en mV.....	75
Figure 3.12. La division de la base de données avec la validation croisée d'ordre k.....	77
Figure 3.13. La division de la base de données en utilisant la méthode « Hold-out ».....	77

Liste des tableaux

Tableau 1.1. La relation entre l'activité cardiaque et les différentes ondes de l'ECG.

Tableau 2.1. Les performances du modèle de Pan et Tompkins.

Tableau 2.2. Classification vectorielle.

Tableau 2.3. Les annotations des battements cardiaques de la base de données MIT/BIH.

Tableau 3.1. Résultats de la base de données d'arythmie MIT-BIH.

Tableau 3.2 Les quatre enregistrements avec le nombre de battements de chaque type.

Tableau 3.3. Résultats d'apprentissage et de test de la 1ère épreuve du sujet '223'.

Tableau 3.4. Résultats d'apprentissage et de test de la 2ème épreuve des sujets '105', '108' et '223'.

Tableau 3.5. Résultats d'apprentissage et de test de la 3ème épreuve du patient '105', '108', '215' et '223'.

Abréviations

ECG	Électrocardiogramme
NS	Nœud Sinusal
NAV	Nœud Auriculo Ventriculaire
HR	La fréquence cardiaque (Heart rate)
HRV	La variabilité de la fréquence cardiaque (Heart rate variability)
BSA	Bloc sino-atrial
BAV	Bloc auriculo-ventriculaire
SWT	Transformée en ondelettes stationnaire
ISWT	Transformée en ondelettes stationnaire inverse
TEO	Opérateur d'énergie de Teager
MA	Moyenne mobile
MLR	Régression linéaire mobile
NN	Les voisins les plus proches (Nearest Neighbors)
LD	La discrimination linéaire (Linear Discrimination)
DT	Les arbres de décision (Decision Trees)
ANN	Les réseaux de neurones artificiels (Artificial Neural Networks)
SVM	Séparateurs à vaste marge (Support Vector Machines)
RBF	Noyaux de fonction de base radiale (radial basis function)
PVC	Contraction Ventriculaire Prématuration
Se	Sensibilité
P	Prédictivité
DER	Taux d'erreur de détection
TP	Vrai positif (True positif)
FN	Faux négatifs (False negatif)
FP	Faux positif (False positif)
TB	Nombre des Battements total

Introduction générale

Le cœur est un muscle contractile, autonome, et très fort. Il assure la circulation du sang dans le corps grâce à ses contractions rythmiques, mais malgré sa puissance, il peut être affecté par plusieurs dysfonctionnements. Les maladies cardiovasculaires sont un problème majeur pour la santé publique, elles regroupent les pathologies qui touchent le cœur et les vaisseaux sanguins comme l'hypertension artérielle et les troubles du rythme cardiaque. D'après Global Health Statistics 2013[1], les troubles du rythme cardiaque et les pathologies qui y sont liées sont les premières causes de mortalité en Algérie avec 36.4 % de décès annuels.

Ces troubles s'expliquent par un cœur qui bat lentement, rapidement ou irrégulièrement c'est ce qu'on appelle une arythmie cardiaque. L'arythmie cardiaque est donc définie comme une anomalie qui affecte la fréquence cardiaque normale et qui peut engendrer la mort. De ce fait, la détection de cette anomalie a une grande importance dans le domaine de la cardiologie, elle peut être faite selon plusieurs approches, dont le traitement du signal ECG. La détection des arythmies cardiaques par analyse du signal électrocardiogramme est l'une des méthodes les plus commodes.

L'électrocardiogramme est un examen non invasif [2] et rapide. Il est considéré comme l'un des instruments les plus nécessaires dans la pratique clinique pour évaluer l'état cardiaque des patients. Il constitue principalement trois ondes importantes, l'onde P, l'onde T et le complexe QRS qui est l'onde la plus caractéristique inscrivant la dépolarisation du ventricule.

Le traitement du signal ECG se compose généralement de quatre étapes successives : le prétraitement du signal, la détection des ondes, l'extraction des paramètres pertinents, et enfin la classification ou la discrimination des anomalies [3].

Ce mémoire de projet de fin d'études propose une nouvelle approche de détection du complexe QRS par le traitement du signal électrocardiogramme en utilisant des seuils de temps et d'amplitude avec élimination statistique des faux pics, afin de détecter les arythmies cardiaques par une classification avec machines à vecteurs de support (SVM).

Dans le premier chapitre, des généralités sur le système cardiovasculaire et le signal ECG sont définies.

Dans le deuxième chapitre, des algorithmes de détection du complexe QRS et de traitement des pics R et les types de la classification SVM des arythmies cardiaques sont présentés.

Dans le troisième chapitre, les résultats du traitement sont présentés.

Chapitre 1

Le système cardiovasculaire et l'électrocardiographie

1.1 Introduction

L'Electrocardiogramme (ECG) représente l'outil de base pour détecter les arythmies cardiaques.

Dans ce chapitre, une introduction à la cardiologie est présentée. Nous commencerons par le système cardiovasculaire, l'anatomie du cœur et son activité mécanique et électrique. Ensuite, nous présentons le signal électrocardiogramme, ses composants et son importance. A la fin, nous présenterons les différentes arythmies cardiaques.

1.2 Le système cardiovasculaire

Le système cardiovasculaire autrement dit le système circulatoire est constitué principalement du cœur et des vaisseaux sanguins. C'est un circuit fermé qui assure la distribution de l'oxygène et des nutriments par le sang allant du cœur vers les différents organes, ainsi que l'évacuation des déchets vers les reins et du dioxyde de carbone vers les poumons.

1.2.1 Les vaisseaux sanguins

Les vaisseaux sanguins constituent le réseau circulatoire qui alimente le corps humain tout entier. Ils permettent à la fois la délivrance des nutriments et la restitution des déchets métaboliques. Ils sont répartis en cinq types ; les artères transportant le sang du cœur vers les artérioles qui l'évacuent ensuite vers les capillaires. Ces derniers entourent les cellules qui absorbent l'oxygène et les nutriments. Les veinules conduisent à leur tour le sang vers les veines qui le font retourner vers le cœur.

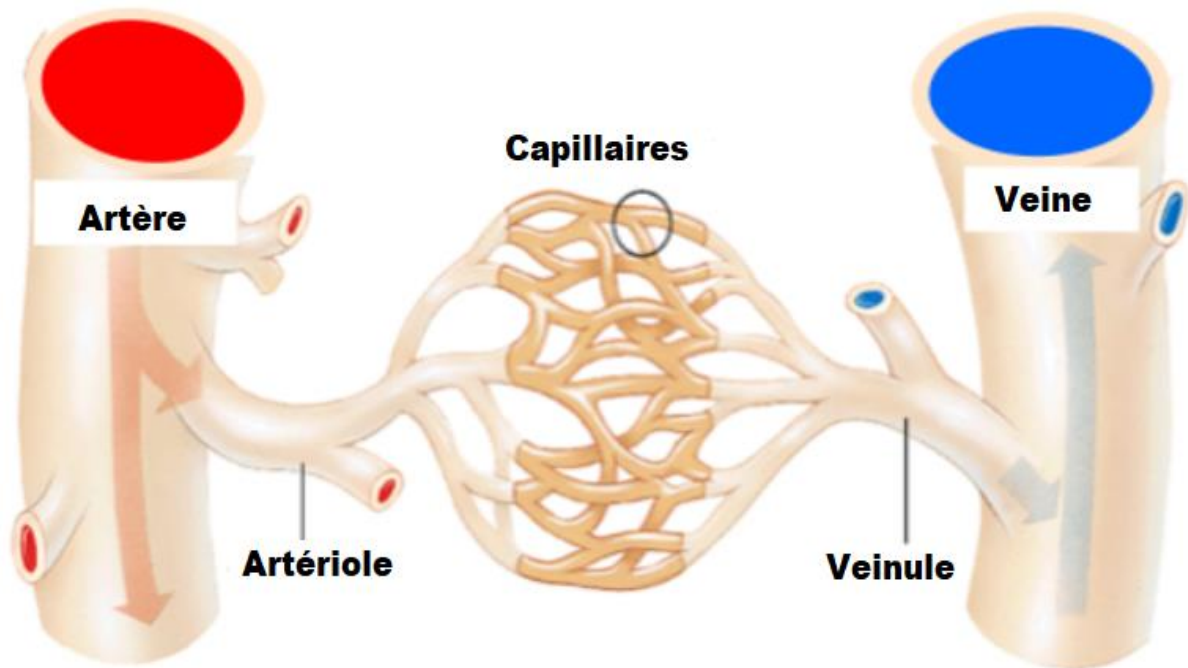


Figure 1.1. Les vaisseaux sanguins.

Le système cardiovasculaire et l'électrocardiographie

1.2.2 La circulation sanguine

La circulation sanguine permet d'alimenter les organes en oxygène et en nutriments pour assurer un meilleur fonctionnement. Elle permet également de décharger les organes des déchets métaboliques et du dioxyde de carbone. La circulation sanguine est un double circuit fermé.

1.2.2.1 La circulation pulmonaire

C'est une circulation à basse pression où le sang est propulsé du cœur droit vers les poumons.

Après la contraction de l'oreillette droite, le sang passe dans le ventricule droit à travers la valvule tricuspide ouverte avant d'être propulsé dans l'artère pulmonaire, via la valvule pulmonaire, en direction des poumons où il s'oxygène, élimine le gaz carbonique et ensuite renvoyé vers le cœur à travers les veines pulmonaires.

1.2.2.2 La circulation systémique

C'est la grande circulation où le sang est propulsé du cœur gauche vers tout l'organisme.

Le sang oxygéné revenu des poumons s'évacue dans l'oreillette gauche en passant par les veines pulmonaires, puis dans le ventricule gauche à travers la valvule mitrale ouverte, ensuite éjecté par le ventricule gauche dans l'aorte en traversant la valvule aortique vers les différents organes.

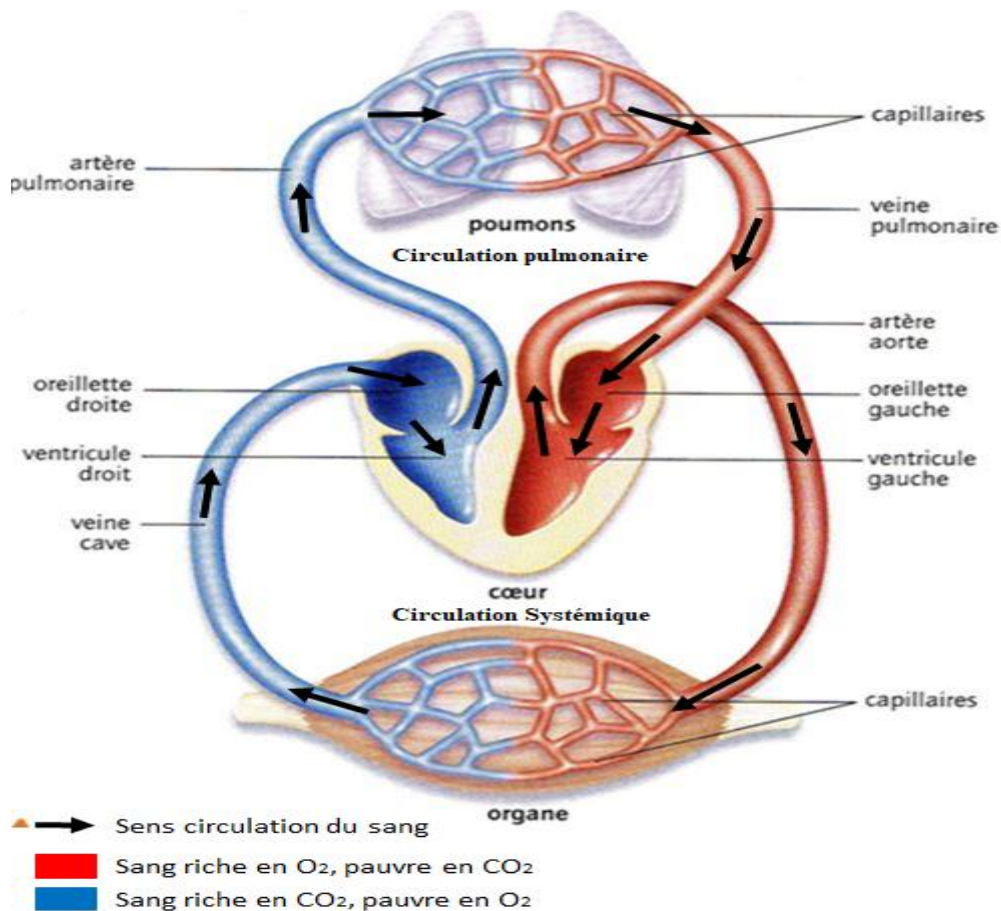


Figure 1.2. Le système artériel et le système veineux.

Le système cardiovasculaire et l'électrocardiographie

1.2.3 L'anatomie du cœur

Le cœur est une double pompe musculaire divisée par une paroi épaisse. Chaque pompe comporte deux cavités, une oreillette et un ventricule reliés par une valve à sens unique, permettant de propulser le sang à partir des vaisseaux sanguins vers tout l'organisme grâce aux contractions du myocarde. Il est logé dans le médiastin antérieur localisé entre les deux poumons derrière le sternum sur la coupole diaphragmatique gauche, enveloppé du péricarde. Il pèse en moyenne 250 à 350 grammes chez l'adulte pour environ 12 cm de longueur. Chaque jour, le cœur pompe environ 8000 litres de sang.

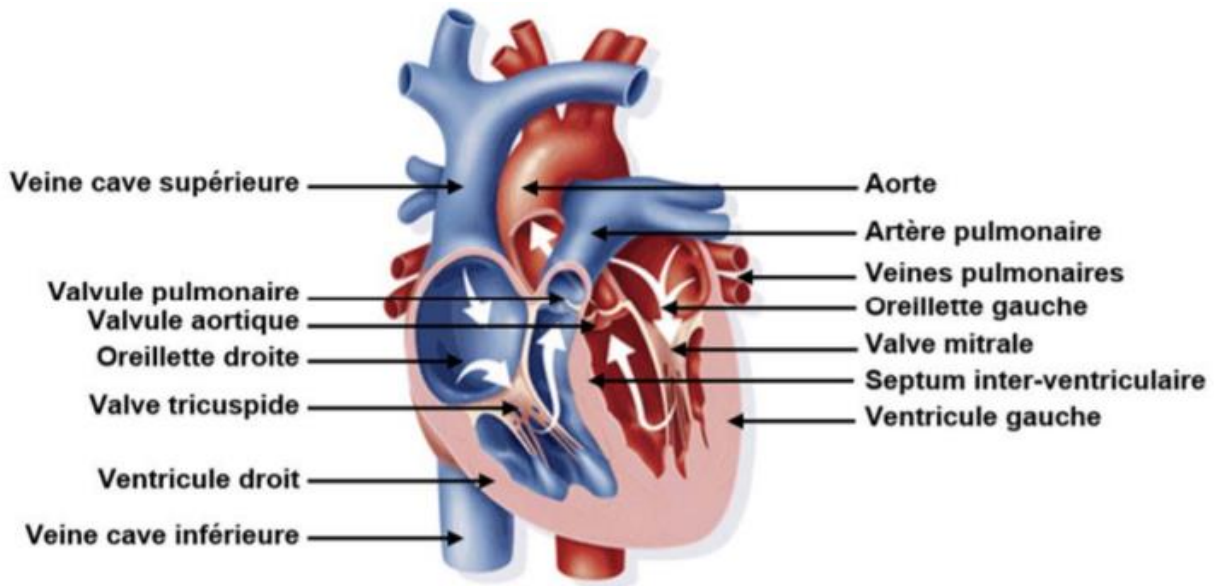


Figure 1.3. L'anatomie du cœur.

1.2.3.1 L'activité mécanique cardiaque

A chaque battement, le cœur propulse le sang grâce aux contractions du myocarde, cet événement se répète constamment pour un sujet sain et se divise en deux périodes : la systole et la diastole.

La systole est une phase périodique active où le cœur se contracte et le sang s'expulse vers les vaisseaux sanguins du système cardiovasculaire. Elle est composée de trois phases [4] :

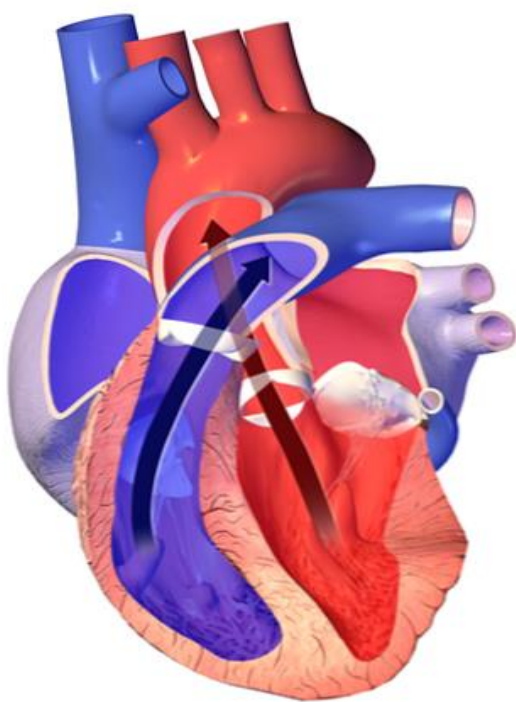
- La systole auriculaire ; lorsque les oreillettes sont remplies, elles se contractent et propulsent le sang vers les ventricules.
- La contraction ventriculaire isovolumique ; lorsque les ventricules commencent à se contracter sans aucun changement de volume.
- La systole ventriculaire ; lorsque les ventricules se contractent et propulsent le sang vers le système circulatoire pendant que les oreillettes se relâchent.

Le système cardiovasculaire et l'électrocardiographie

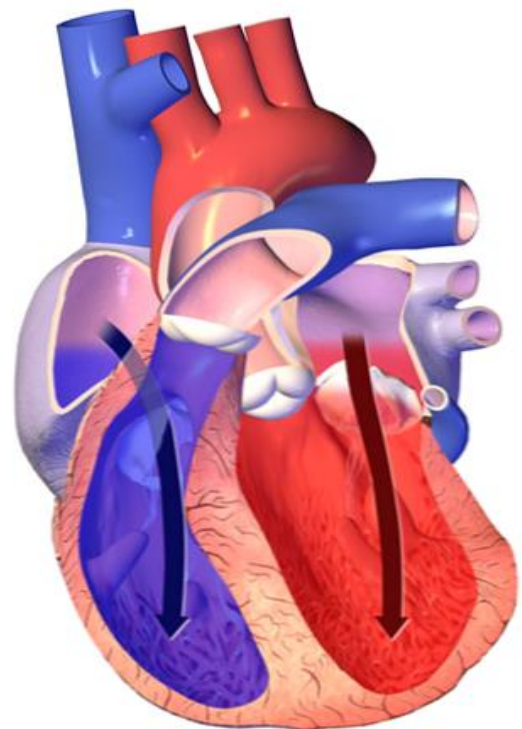
La pression au cours de la systole est le chiffre le plus élevé que le médecin indique lorsqu'il mesure la tension artérielle. La diastole est la phase dans laquelle le cœur se relâche après sa contraction et permet l'arrivée d'un nouveau sang, elle comporte quatre phases :

- La relaxation isovolumétrique ; la pression des vaisseaux (l'artère pulmonaire et l'aorte) est supérieure à celle des ventricules à cause de la relaxation des cellules musculaires ventriculaires.
- Le remplissage rapide ; la pression dans les ventricules devient inférieure à celle dans les oreillettes.
- La diastase ; la pression ventriculaire devient presque égale à la pression auriculaire.
- La contraction auriculaire ; un gradient de pression entre l'oreillette et le ventricule de sorte qu'un mouvement de sang apparaît.

La pression au cours de la diastole est le chiffre le plus bas que le médecin indique lorsqu'il mesure la tension artérielle.



Systole = Phase de contraction



Diastole = Phase de remplissage

Figure1.4. L'activité mécanique du cœur.

1.2.3.2 Le système de conduction cardiaque

Le battement cardiaque correspond à la contraction rythmique des cavités cardiaques. Chaque battement est stimulé par un signal électrique qui peut être surveillé et enregistré par un Electrocardiogramme (ECG). Ces signaux électriques déclenchent la contraction des oreillettes et des ventricules.

Le cœur possède un réseau de cellules spécialisées dans l'automatisme et la conduction (tissu nodal) pour coordonner efficacement les cellules contractiles (myocytes) en fonction des besoins de l'organisme [5].

L'activité électrique régulière du cœur est commandée par le réseau de conduction suivant :

- Le nœud sinusal (nœud de Keith et Flack ou NS) : situé en haut de l'oreillette droite près de l'entrée de la veine cave supérieure, ses cellules initient tous les battements du cœur et déterminent la fréquence cardiaque. C'est le nœud sinusal qui génère le signal électrique.
- Le nœud auriculo-ventriculaire (nœud d'Aschoff-Tawara ou NAV) : situé en bas de l'oreillette droite, a pour fonction de transmettre l'impulsion électrique des oreillettes aux ventricules.
- Le faisceau de His : situé dans la partie haute du septum interventriculaire. Le signal passe au tronc du faisceau de His et il se divise en deux branches ; une pour le ventricule droit et l'autre pour le ventricule gauche.
- Le réseau de Purkinje : situé dans les parois internes des ventricules du cœur, appelé aussi fibres de Purkinje. Ils terminent les branches du faisceau de His et facilitent la contraction ventriculaire qui apparaît durant le complexe QRS de l'ECG.

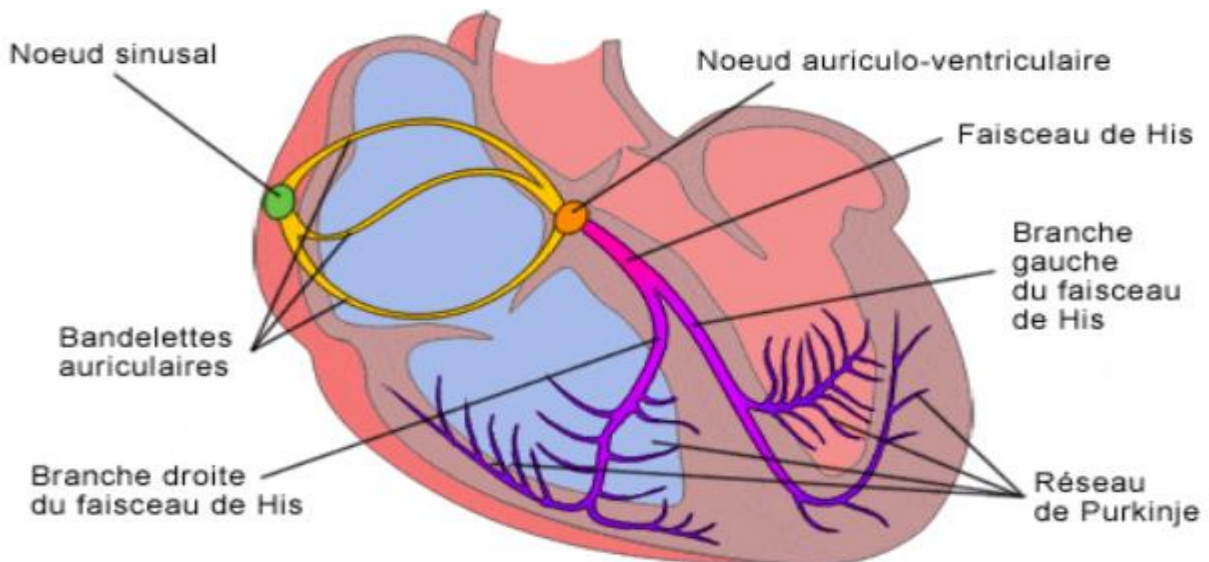


Figure 1.5. Le réseau de conduction électrique.

1.2.3.3 Le potentiel d'action et l'électrophysiologie cardiaque

La cellule cardiaque est entourée par une membrane polarisée positivement sur sa face externe et négativement sur sa face interne [6], le sodium (Na^+) est 10 fois plus concentré à l'extérieur qu'à l'intérieur de la membrane, tandis que la concentration intracellulaire de potassium (K^+) est 30 fois plus élevée qu'à l'extérieur de la cellule et enfin le calcium (Ca^{++}) est plus concentré à l'extérieur de la cellule qu'à l'intérieur. La différence de potentiel entre eux constitue le potentiel de repos égal à -90 mV .

Le potentiel d'action cardiaque se caractérise par une brusque inversion de potentiel. L'intérieur de la cellule devient chargé positivement par rapport à l'extérieur. C'est la dépolarisation qui indique la contraction musculaire. Elle arrive presque au plateau et persiste quelques instants. Le retour à l'état antérieur constitue la repolarisation indiquant la relaxation musculaire. Elle comprend 5 phases successives présentées sur la Figure 1.6 :

La phase 0 ou dépolarisation rapide : après une excitation électrique au-dessus du seuil d'activation de la cellule, un flux rapide d'ions Na^+ rentre dans la cellule et inverse rapidement la polarité de la cellule.

La phase 1 ou début de repolarisation : elle est caractérisée par une repolarisation rapide et de courte durée, due à l'inactivation des canaux Na^+ et au flux sortant d'ions de potassium K^+ .

La phase 2 ou plateau : elle correspond à la phase de repolarisation lente. Elle est due à l'entrée lente des ions Ca^{++} dans la cellule qui atténue l'influence des canaux K^+ continuant à sortir, ralentissant ainsi la phase de repolarisation.

La phase 3 ou repolarisation : elle correspond à la phase de repolarisation finale, et se caractérise par la fermeture de canaux ioniques spécifiques qui ramène la cellule au potentiel de repos original. Durant cette phase, les ions K^+ sont toujours sortants tandis que le potentiel de la cellule tend vers son seuil de repos.

La phase 4 : elle correspond au potentiel de repos, où la cellule est plus facilement excitable.

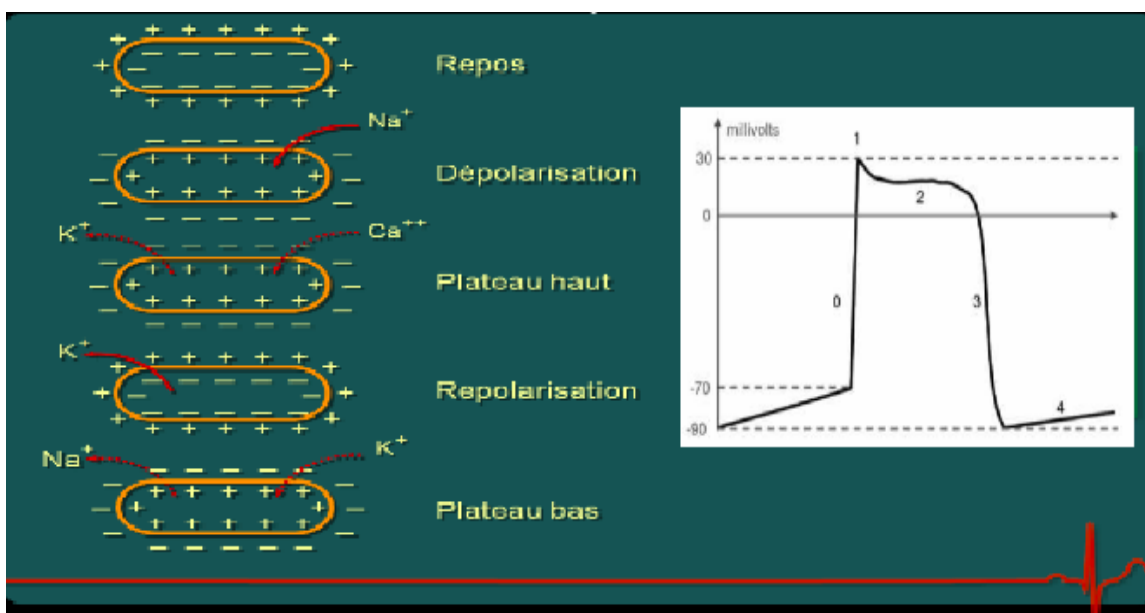


Figure 1.6. L'électrophysiologie électrique et les cinq phases du potentiel d'action d'une cellule du muscle myocardique.

1.3 L'électrocardiographie

C'est un examen représenté graphiquement qui a pour objectif de mesurer et enregistrer l'activité électrique du cœur.

1.3.1 L'électrocardiogramme

L'ECG est l'enregistrement des impulsions électriques, à travers la peau via des électrodes épidermiques, il est sous forme d'une série d'ondes électriques particulières et répétitives à chaque cycle cardiaque. C'est un examen non douloureux, non invasif et rapide. Il a été inventé au 18^{ème} siècle vers les années 1880 par Augustus Waller [7] et appliqué ensuite en clinique par Willem Einthoven qui a défini les déflexions P, Q, R, S et T[8], et qui a reçu en 1924 le prix Nobel de physiologie et médecine. L'électrocardiogramme permet de :

- Connaître les variations de la fréquence cardiaque, des accélérations anormales du rythme cardiaque (tachycardies) ou des ralentissements anormaux (bradycardies).
- Détecter les anomalies du rythme cardiaque en relation avec des pathologies cardiaques.
- Suivre le fonctionnement d'un pacemaker.

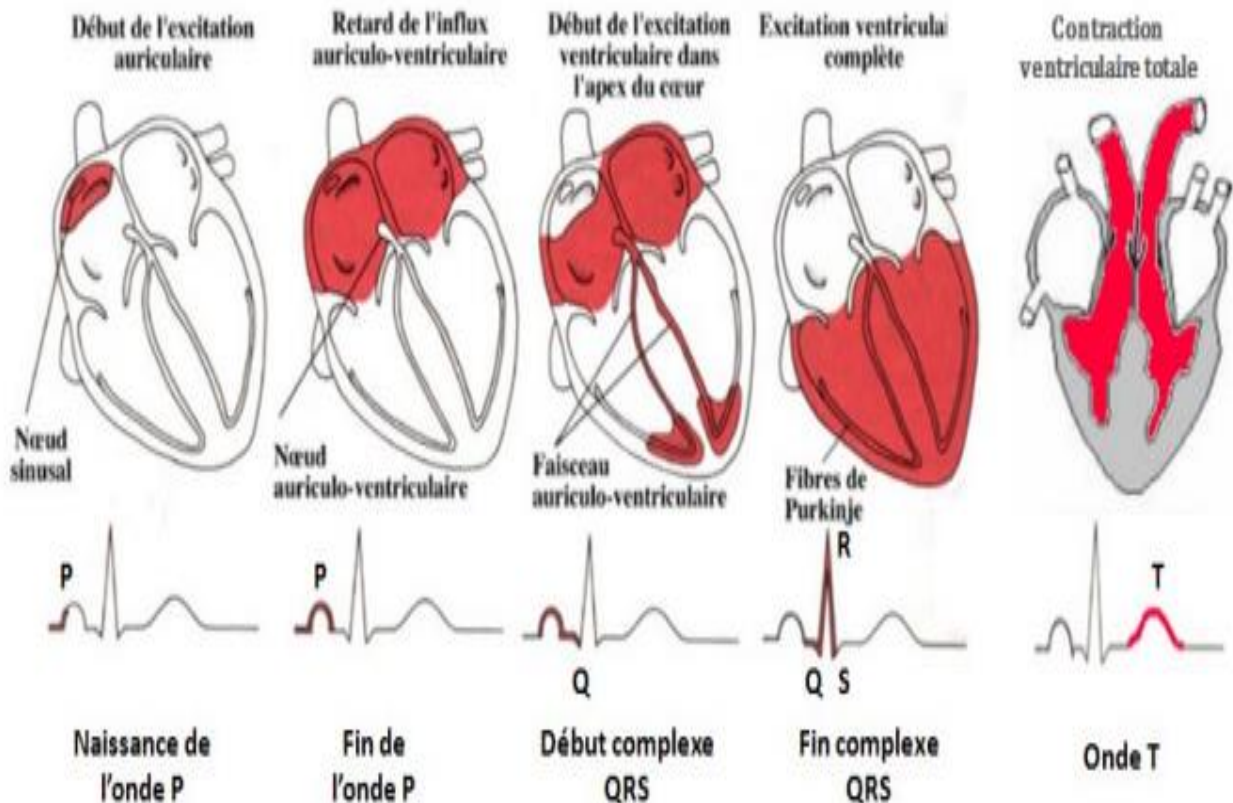


Figure1.7. Les ondes du signal ECG.

1.3.2 Les ondes et les intervalles de l'ECG

Les ondes sont les différentes variations du signal ECG par rapport à la ligne isoélectrique. Les déformations de ces ondes sont le signe d'un trouble du fonctionnement cardiaque.

La spécificité d'un ECG implique les durées, les amplitudes et la morphologie des ondes P, QRS et T, ainsi que d'autres paramètres temporels qui sont les segments PR et ST, et les intervalles RR, PR et QT [9].

L'onde P : Lorsque l'influx se propage à partir du nœud sinusal pour dépolariser les oreillettes (contraction auriculaire), la première onde qui apparaît est l'onde P avec une durée de l'ordre de 90 ms. Elle est d'une faible amplitude par comparaison au complexe QRS vu que la masse des oreillettes est inférieure à celle des ventricules. Elle précède le complexe QRS inscrivait la dépolarisation ventriculaire.

- L'onde de la repolarisation auriculaire de basse amplitude n'est pas visible car elle coïncide avec le complexe QRS d'amplitude importante.

Le complexe QRS : C'est la partie centrale observée sur un signal ECG, composée d'un ensemble de déflexions positives et négatives correspondant à la dépolarisation des ventricules (contraction ventriculaire), l'onde QRS possède la plus grande amplitude comprise entre 5mV et 20mV d'une durée de 85 ms à 95 ms.

- L'onde Q : au début du complexe, d'une amplitude négative
- L'onde R : d'amplitude positive
- L'onde S : suit l'onde R, d'amplitude négative

L'onde T : Elle suit le complexe QRS après son retour à la ligne isoélectrique, elle correspond à la repolarisation ventriculaire à une amplitude faible.

L'intervalle RR : l'intervalle RR correspond au délai entre deux dépolarisations des ventricules délimité par les sommets de deux ondes R et d'où est évaluée la fréquence cardiaque instantanée, aussi utilisée pour la détection des arythmies.

Le segment PR : le segment PR correspond au délai entre la fin de la dépolarisation des oreillettes et le début de celle des ventricules, le segment est alors isoélectrique.

L'intervalle PR : l'intervalle PR correspond à la durée de propagation de l'onde de dépolarisation du nœud sinusal jusqu'aux cellules myocardiques ventriculaires.

L'intervalle QT : l'intervalle QT correspond au temps de systole ventriculaire, qui dure du début de l'excitation des ventricules jusqu'à la fin de leur relaxation.

Le segment ST : le segment ST correspond à la phase pendant laquelle les cellules ventriculaires sont toutes dépolarisées, le segment est alors isoélectrique.

Le système cardiovasculaire et l'électrocardiographie

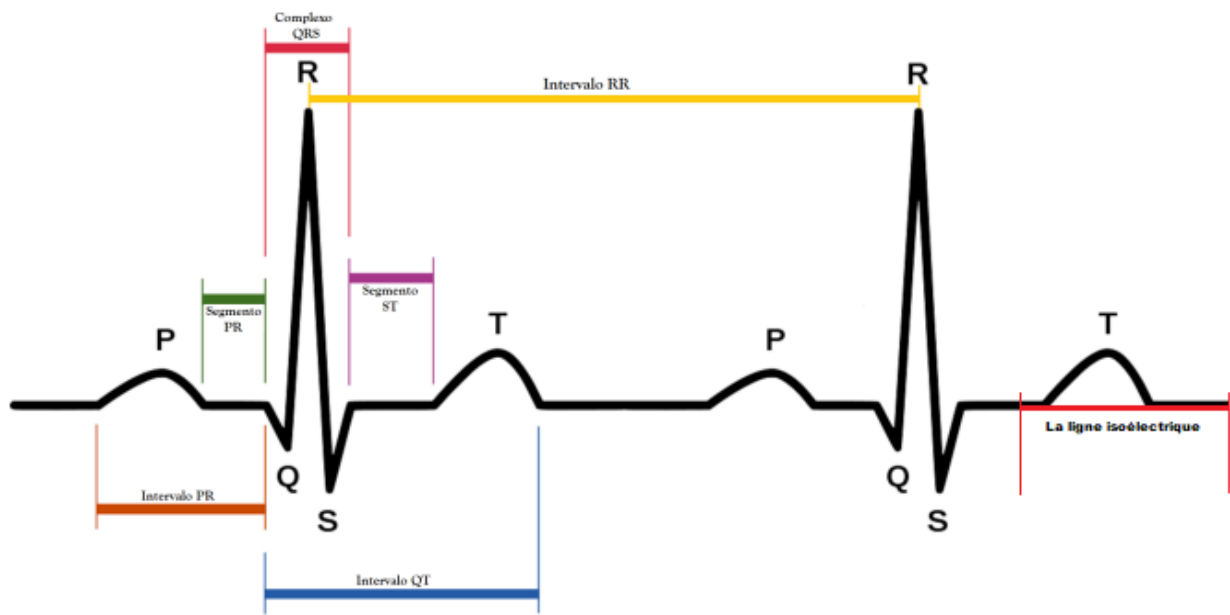


Figure 1.8. Tracé de l'électrocardiogramme ECG.

- La ligne isoélectrique ou ligne de base est prise comme référence pour étudier la forme et la hauteur des différentes ondes cardiaques.

Le tableau 1.1 résume les différentes ondes de l'ECG et l'activité cardiaque :

ECG	D'un point de vue électrique	D'un point de vue physiologique
Onde P	Onde de dépolarisation des oreillettes	Contraction des oreillettes et éjection du sang dans les ventricules
Espace PQ	Temps de conduction des oreillettes aux ventricules	Passage du sang des oreillettes aux ventricules
Complexe QRS	Onde de dépolarisation des ventricules	Contraction des ventricules et éjection du sang dans les artères pulmonaires et l'aorte
Onde T	Repolarisation des ventricules	Phase de repos des ventricules

Tableau 1.1. La relation entre l'activité cardiaque et les différentes ondes de l'ECG.

1.3.3 Les dérivations de l'ECG

Le cœur se contracte grâce à un courant électrique qui n'est pas limité dans la zone du cœur c'est-à-dire il peut être détecté n'importe où au niveau de la peau à travers des électrodes avec quoi on distingue différentes dérivations selon leurs emplacements choisis de manière à explorer quasiment la totalité du champ électrique cardiaque.

La dérivation se définit par deux points d'observation de l'activité électrique du cœur à partir desquels on mesure une différence de potentiel électrique. L'électrocardiogramme est enregistré sur douze dérivations.

1.3.3.1 Les dérivations périphériques

Les dérivations périphériques aussi appelées dérivations des membres sont l'objectif pour étudier l'activité électrique sur le plan frontal du cœur. Elles sont obtenues au moyen de 4 électrodes appliquées au bras droit, au bras gauche, à la jambe gauche, et l'électrode de la jambe droite étant une électrode neutre destinée à éliminer les parasites électriques. Elles sont au nombre de six :

Trois dérivations bipolaires

Les dérivations bipolaires ou dites standards ont été déterminées par Einthoven en 1906[10] et elles sont encore utilisées aujourd'hui. Elles sont appelées bipolaires car le potentiel est mesuré entre deux électrodes de la manière suivante :

- La dérivation I (DI) : Mesure bipolaire relie le bras droit au bras gauche, les électrodes sont placées aux poignets.

$$DI = VL - VR$$

- La dérivation II (DII) : Mesure bipolaire relie le bras droit à la jambe gauche (au niveau de la cheville).

$$DII = VF - VR$$

- La dérivation III (DIII) : Mesure bipolaire relie le bras gauche à la jambe gauche.

$$DIII = VF - VL$$

Avec :

VL : le potentiel sur le bras gauche.

VR : le potentiel sur le bras droit.

VF : le potentiel sur la jambe gauche.

Le système cardiovasculaire et l'électrocardiographie

Trois dérivations unipolaires

Chaque signal représente la différence entre le potentiel d'une électrode et la moyenne des potentiels recueillis par les deux autres électrodes. Elles ont été déterminées par Wilson en 1934[11] par VL, VR et VF et améliorées par Goldberger en 1942[12] pour obtenir trois dérivations augmentées aVL, aVR et aVF.

$$aVR = VR - \frac{VL + VF}{2}$$

$$aVL = VL - \frac{VR + VF}{2}$$

$$aVF = VF - \frac{VL + VR}{2}$$

Avec :

a: (en anglais : augmented) c'est-à-dire chaque potentiel enregistré est amplifié.

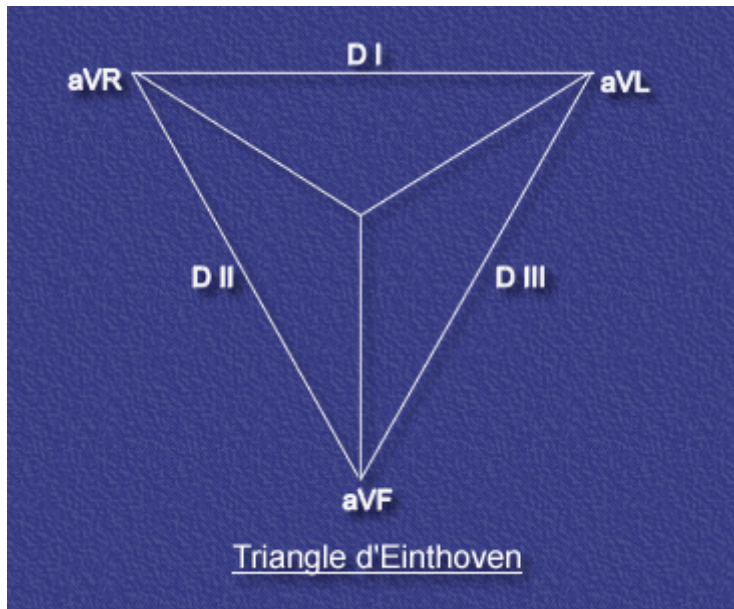


Figure1.9. Les six dérivations périphériques.

1.3.3.2 Les dérivations précordiales

Ces six dérivations (V1, V2, V3, V4, V5, et V6) introduites par Wilson en 1944[13] sont localisées dans le côté gauche de la paroi thoracique, pour mesurer les potentiels près du cœur sur un plan horizontal. Le potentiel de l'électrode exploratrice est pris par rapport à la moyenne des potentiels VL, VR et VF, et l'électrode de référence (pôle négatif) connectée à un point central qui correspond à peu près au centre du cœur.

Leur emplacement est comme suit :

Le système cardiovasculaire et l'électrocardiographie

- V1 : placée au 4ème espace intercostal, le long du bord droit du sternum.
- V2 : placée au 4ème espace intercostal, le long du bord gauche du sternum.
 - V1 et V2 : analyse de l'activité électrique du ventricule droit et du septum interventriculaire.
- V3 : à mi-distance entre l'électrode V2 et V4.
- V4 : placée au 5ème espace intercostal gauche, sur la ligne medio-claviculaire.
 - V3 et V4 : analyse de l'activité électrique de l'apex du ventricule gauche.
- V5 : placée au 5ème espace intercostal, sur la ligne axillaire antérieure.
- V6 : placée au 5ème espace intercostal, sur la ligne axillaire moyenne.
 - V5 et V6 : analyse de l'activité électrique de la partie latérale du ventricule gauche.

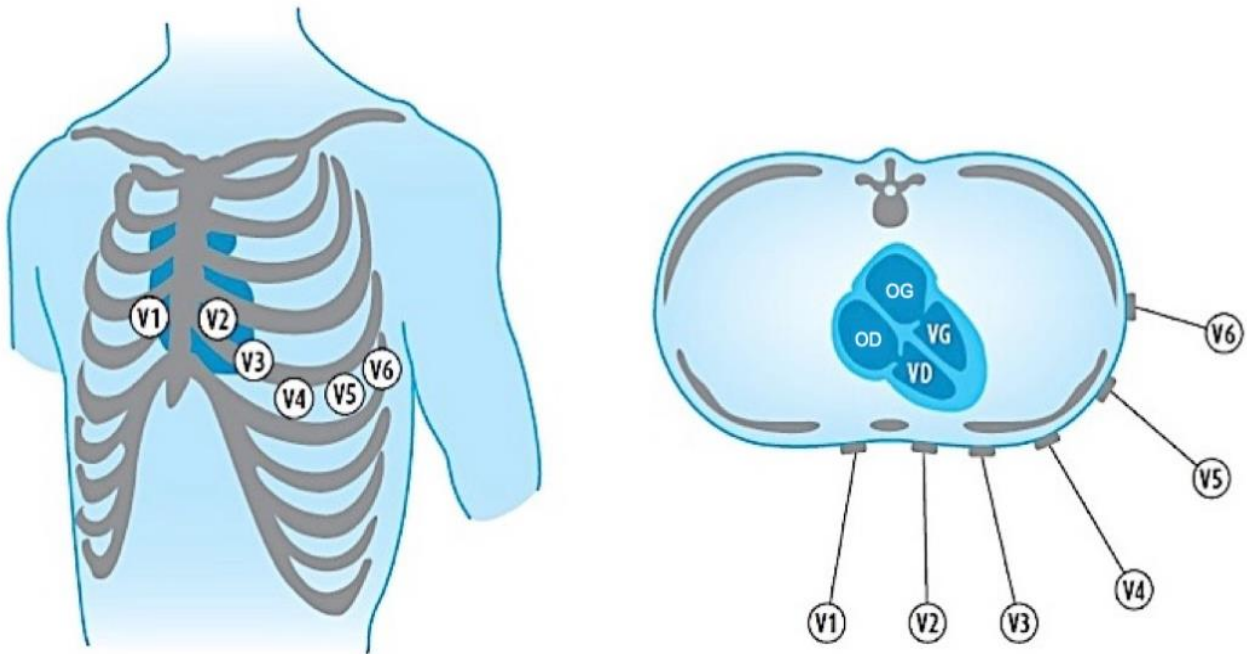


Figure1.10. Les six dérivations précordiales.

1.3.4 Les artefacts perceptibles sur l'électrocardiogramme

Les artefacts électrocardiographiques sont définis comme des altérations ou des modifications électrocardiographiques, non liées à l'activité électrique cardiaque. Pendant le processus d'acquisition, les signaux ECG sont altérés par plusieurs sources de perturbation.

L'étape de prétraitement est très importante afin de réduire autant que possible l'effet de ces bruits parasites, tout en préservant les composantes utiles du signal. Ces incidences défavorables peuvent avoir plusieurs origines : technique ou physique, que nous allons développer par la suite.

1.3.4.1 Artefacts techniques

Une manipulation incorrecte de l'équipement d'enregistrement peut entraîner des bruits dont les plus courants sont présentés ci-dessous :

Le système cardiovasculaire et l'électrocardiographie

Bruit d'interférence du réseau électrique

On considère ce type comme un bruit additif. Le réseau de distribution électrique peut parfois interférer avec le signal ECG avec une onde qui possède une harmonique principale de 50 Hz. Il se manifeste sur tous les enregistrements et dans certains cas, il peut être d'une amplitude considérable. Ce bruit peut être réduit en appliquant un filtre réjecteur de 50 Hz correspondant à la fréquence du réseau électrique.

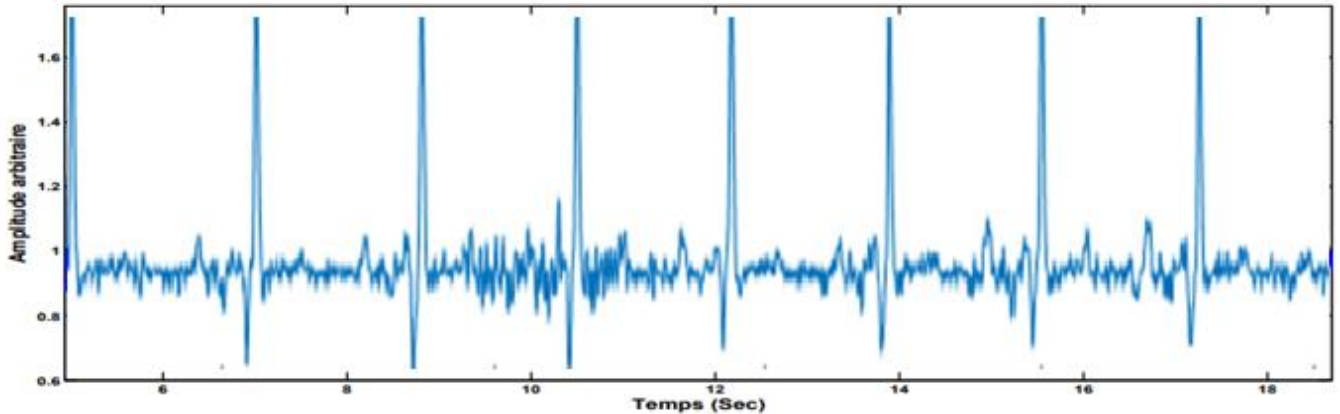


Figure1.11. Bruit d'interférence du réseau électrique sur un signal ECG.

Bruit dû aux mouvements d'électrodes :

Un mauvais contact entre une électrode et la peau peut provoquer certains pics sur l'enregistrement de l'électrocardiogramme. Ces pics peuvent parfois être confondus avec les ondes du tracé normal. Ce bruit est très difficile à filtrer car sa bande de fréquence est dans la même bande du complexe QRS.

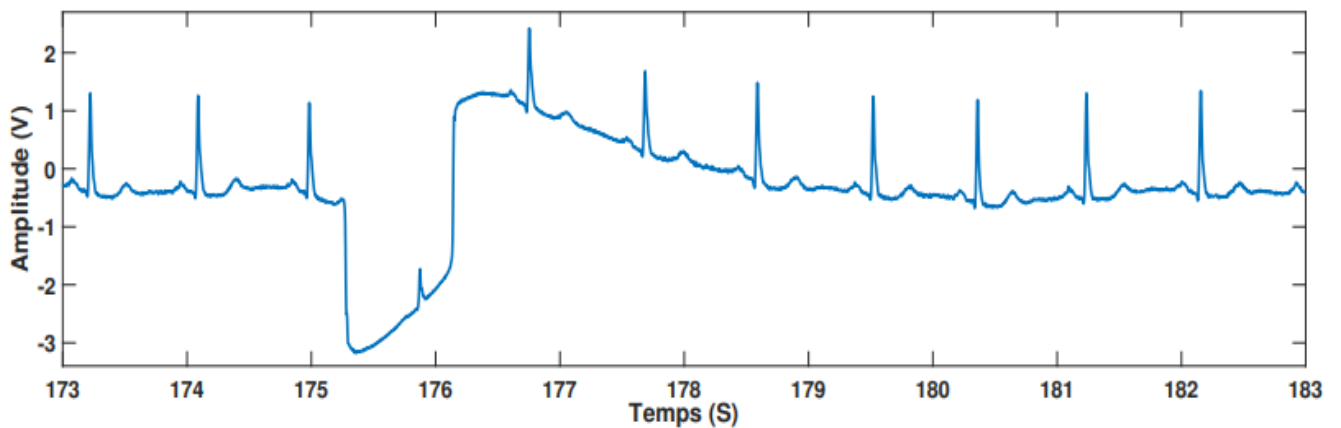


Figure1.12. Exemple de Bruit dû au mauvais contact électrode-peau de l'enregistrement (MIT-BIH Arrhythmia Database, Enregistrement 101).

Autres bruits courants

Il y a encore d'autres sources de bruit technique, notamment les artefacts dus au mouvement des câbles électriques et au mauvais câblage, et même des bruits dus au port de vêtements synthétiques.

1.3.4.2 Artéfacts physiques

L'activité électrique du corps humain peut provoquer des artéfacts physiques s'ajoutant au signal ECG, parmi lesquels les commandes de contraction des muscles ou la respiration.

Variations de la ligne de base

Dans la majorité des enregistrements de signaux ECG, la ligne de base peut être affectée par le mouvement de la cage thoracique pendant l'activité respiratoire. Ces bruits peuvent être filtrés puisqu'ils sont situés dans la gamme de basses fréquences qui ne se superpose pas à la bande fréquentielle de l'ECG.

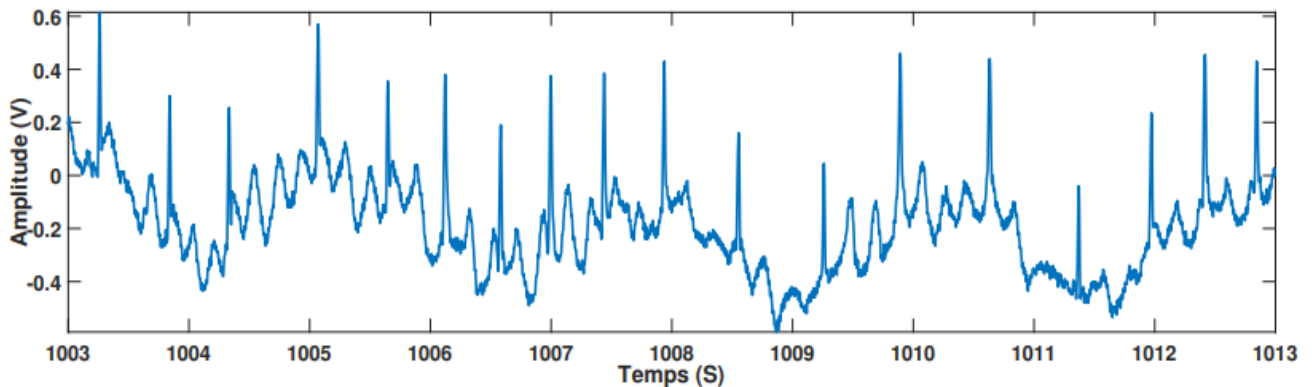


Figure 1.13. Dérive de la ligne de base de l'enregistrement 202 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia database.

Bruit myoélectrique (tremblement somatique)

Des perturbations peuvent s'ajouter au signal ECG au cours de l'enregistrement du signal ECG, si le patient est dans un état tendu ou il souffre de la maladie de Parkinson. Ces perturbations sont dues aux mouvements involontaires du sujet. Ils peuvent cacher les ondes P et T donc, ils peuvent empêcher un diagnostic fiable.

1.3.5 La fréquence cardiaque (Heart rate HR)

La fréquence cardiaque est le nombre de pulsations (battements) cardiaques pendant une période de temps donnée, généralement une minute. Elle varie sous l'effet de plusieurs paramètres :

- Le sexe.
- L'âge.
- La forme physique.
- Les émotions.
- La présence d'une pathologie.

Une fréquence cardiaque normale au repos pour les adultes est estimée entre 60 et 100 battements par minute (bpm).

Le système cardiovasculaire et l'électrocardiographie

Lorsqu'on pratique un exercice physique, la fréquence cardiaque augmente jusqu'à atteindre la **fréquence cardiaque maximale**.

1.3.6 La variabilité de la fréquence cardiaque (Heart rate variability HRV)

La variabilité de la fréquence cardiaque, aussi appelée la variabilité cardiaque, est la variation dans le temps de deux battements cardiaques successifs (R-R) pendant une durée déterminée.

La HRV est une mesure non invasive simple permettant d'explorer l'influence du système nerveux autonome sur le système cardiovasculaire et qui reflète la capacité d'adaptation du cœur au changement, pour détecter et répondre rapidement à des stimuli non prévisibles.

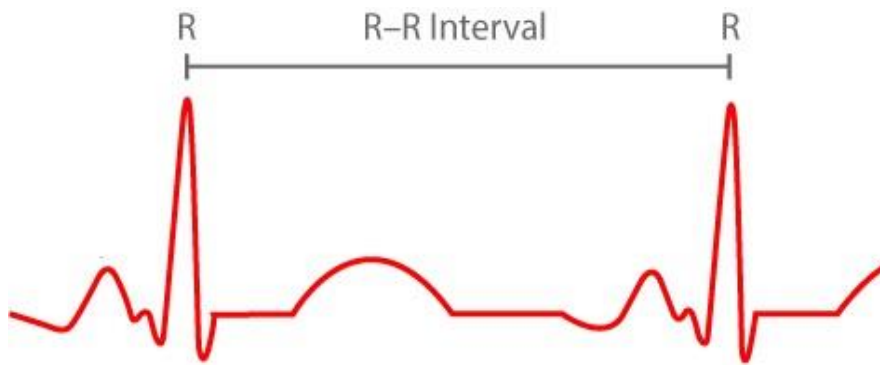


Figure1.14. L'intervalle R-R du signal ECG.

1.4 Les troubles du rythme cardiaque

Le cœur est un muscle qui se contracte et se relâche d'une façon régulière sous la dépendance de deux systèmes nerveux coordonnés entre eux, l'un est interne et est composé de nœuds. Dès la naissance, des impulsions électriques ainsi que des faisceaux nerveux, et un système externe ajuste la fréquence et la force de contraction du cœur pour répondre aux besoins de l'organisme. Hors des causes physiologiques comme des palpitations dues d'un effort physique, des battements irréguliers peuvent se manifester. Ces troubles sont détectés en fonction de leurs déviations par rapport au rythme sinusal par une analyse du signal ECG, où chaque déviation visible sur l'électrocardiogramme peut être attribuée à une anomalie physiologique.

1.4.1. Le rythme sinusal

On appelle rythme sinusal le rythme cardiaque normal qui prend naissance dans le nœud sinusal en dépolarisant d'abord les oreillettes puis les ventricules. Son intervalle est compris entre 60 à 80 battements par minute.

On dit qu'un ECG est sinusal, quand chaque complexe QRS est précédée par une onde P et suivie par une onde T ou l'intervalle R-R est presque constant pendant chaque cycle.

Le système cardiovasculaire et l'électrocardiographie

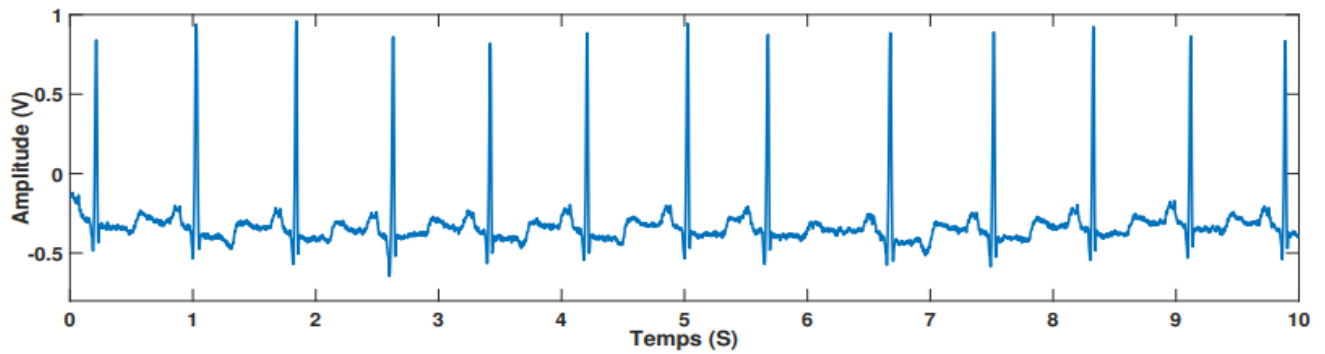


Figure 1.15. Rythme sinusal, segmentation de l'enregistrement 100 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia database (0s à 10 s).

1.4.2. Les blocs cardiaques

Le bloc cardiaque est la conséquence d'une interruption de la conduction du signal électrique à travers le système de conduction cardiaque, comprenant le nœud sinusal, le nœud auriculo-ventriculaire, le faisceau de His, les deux branches, des deux cavités supérieures aux deux cavités inférieures.

Principalement, il existe trois types de blocs classés d'après leurs localisations : le bloc sino-atrial (BSA), le bloc auriculo-ventriculaire (BAV), et le bloc de branche (droit et/ou gauche).

Le bloc Sino-atrial (BSA)

Également appelé dysfonction sinusale, auparavant connu par le bloc sino-auriculaire qui est un trouble de conduction entre le nœud sinusal et l'oreillette. Les impulsions provenant du nœud sinusal sont bloquées à leur sortie, ce qui les empêche d'atteindre les oreillettes et les ventricules. Par conséquent, un cœur lent (une bradycardie) et/ou une pause du cœur expliquée par un cycle cardiaque complet qui n'est pas effectué.

Le bloc auriculoventriculaires (BAV)

C'est un trouble de la conduction électrique entre les oreillettes et les ventricules. Les impulsions électriques se propagent au niveau des oreillettes mais elles ne sont pas transmises aux ventricules. Donc la dépolarisation auriculaire (contraction) n'est pas suivie par la dépolarisation ventriculaire (contraction).

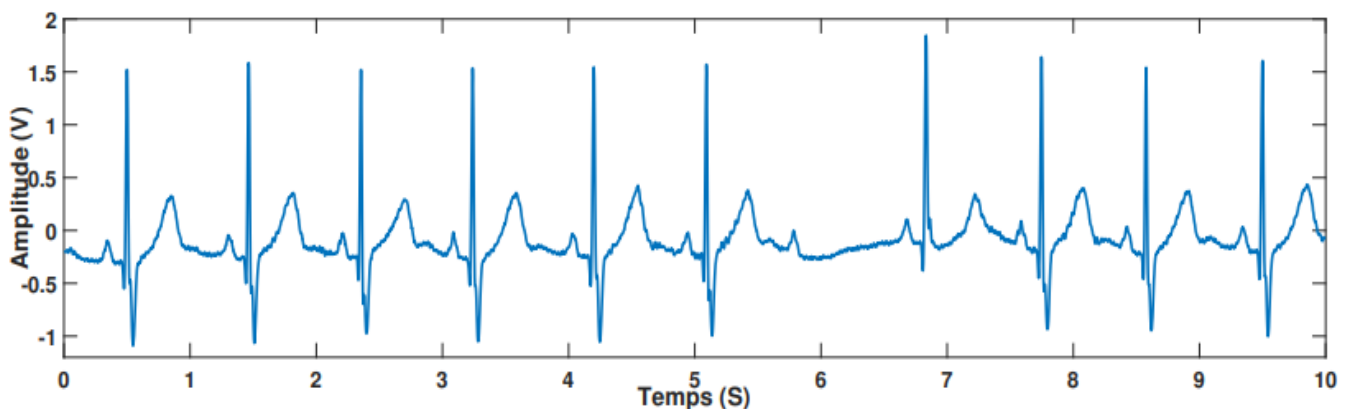


Figure 1.16. Exemple de Bloc Auriculo-Ventriculaire (BAV) type II de l'enregistrement 231 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia database (0-10 s).

Le bloc de branche

Le bloc de branche est le résultat d'un ralentissement de la dépolarisation dans une des deux branches (droite ou gauche) du faisceau de His, la dépolarisation des ventricules est asynchronisée et le complexe QRS est étendu par rapport à l'ECG normal.

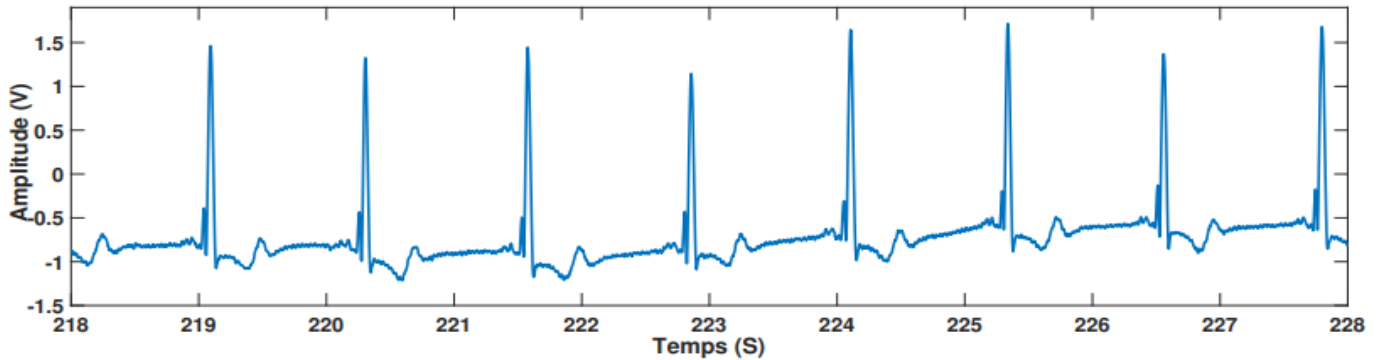


Figure1.17. Exemple de Bloc de Branche droite de l'enregistrement 124 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia database (218-228 s).

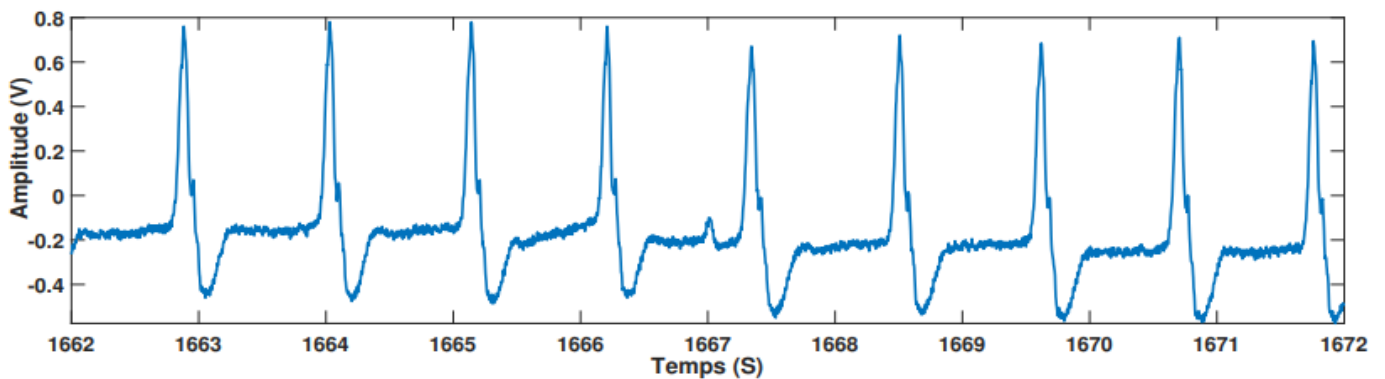


Figure1.18 Exemple de Bloc de Branche Gauche de l'enregistrement 207 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia database (1662-1672s).

1.4.3 Les arythmies cardiaques

Les arythmies cardiaques sont l'une des causes fréquentes de décès dans notre société. Elles apparaissent lorsque la pulsation électrique est générée à l'extérieur du nœud sinusal, dans le nœud auriculoventriculaire ou dans les ventricules par exemple, ou encore lorsqu'elle ne suit plus le réseau de conduction privilégiés, c'est-à-dire dans un cœur arythmique, l'influx électrique qui commande le rythme de chaque contraction se produit de manière irrégulière ou ne parcourt pas les voies prévues de propagation, et cela affecté la régularité du signal ECG.

Donc on distingue deux groupes principaux d'arythmies :

- Les arythmies qui prennent naissance dans les oreillettes, et comme elles sont situées en haut des ventricules, elles sont appelées arythmies supraventriculaires. Elles sont les plus fréquentes, en général elles ne sont pas directement dangereuses.

- Les arythmies qui prennent naissance dans les ventricules (arythmies ventriculaires), si elles ne sont pas traitées, elles constituent souvent des urgences sévères qui peuvent mener à un arrêt cardiaque et à une mort cardiaque subite.

1.4.3.1 Les arythmies supraventriculaires

- **La fibrillation auriculaire**

Il s'agit du trouble du rythme cardiaque le plus courant. Il se produit dans les oreillettes, de sorte que le cœur bat de façon irrégulière et souvent très rapide, ce qui se traduit par la contraction anormale, suivie de la contraction irrégulière et rapide des ventricules. Ce trouble du rythme cardiaque peut avoir des conséquences graves, comme un accident vasculaire cérébral ou une insuffisance cardiaque.

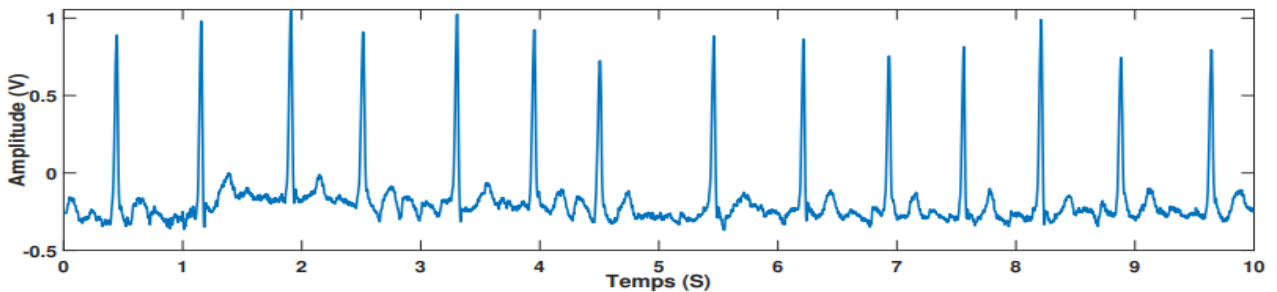


Figure 1.19. Exemple de Fibrillation auriculaire de l'enregistrement 201 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia database (0-10s).

- **La tachycardie supraventriculaire**

La tachycardie supraventriculaire est un rythme cardiaque trop rapide (160 à 220 battements par minute), qui débute et s'arrête brusquement, provoquant des palpitations. Elle peut durer quelques secondes ou se prolonger pendant plusieurs heures.

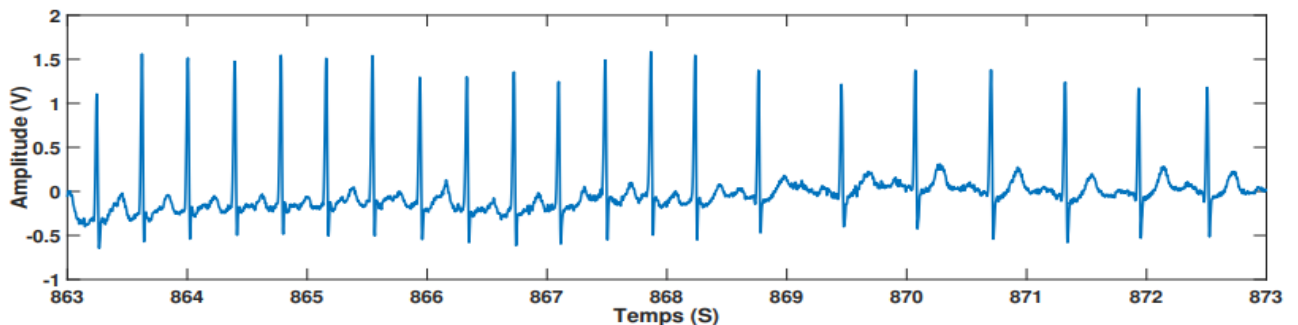


Figure 1.20 Exemple de Tachycardie supra-ventriculaire de l'enregistrement 209 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia database (863-873 s).

Le système cardiovasculaire et l'électrocardiographie

- **Les extrasystoles**

Lorsque l'impulsion électrique naît hors du nœud sinusal, elle est également transmise à l'ensemble du cœur, provoquant une contraction supplémentaire, l'extrasystole. Les extrasystoles sont des battements du cœur supplémentaires qui se produisent occasionnellement et ont leur origine dans les oreillettes, parfois aussi dans les ventricules. Elles sont très fréquentes et le plus souvent bénignes lorsqu'elles surviennent sur un cœur en bonne santé ; elles peuvent être graves lorsqu'elles sont associées à une maladie cardiaque.

- **La bradycardie**

La bradycardie est une maladie qui se caractérise par un rythme cardiaque trop lent. Lorsqu'une personne est atteinte de bradycardie, son cœur bat à moins de 50 pulsations par minute. À ce rythme, le cœur n'est pas capable de pomper suffisamment de sang riche en oxygène vers le reste du corps

1.4.3.2 Les arythmies ventriculaires

- **La tachycardie ventriculaire**

La tachycardie ventriculaire est un trouble du rythme cardiaque dans lequel les ventricules battent beaucoup trop vite et ne se remplissent plus assez de sang ou se vident complètement. La tachycardie ventriculaire peut conduire à une fibrillation ventriculaire, ce qui entraîne un arrêt cardiaque.

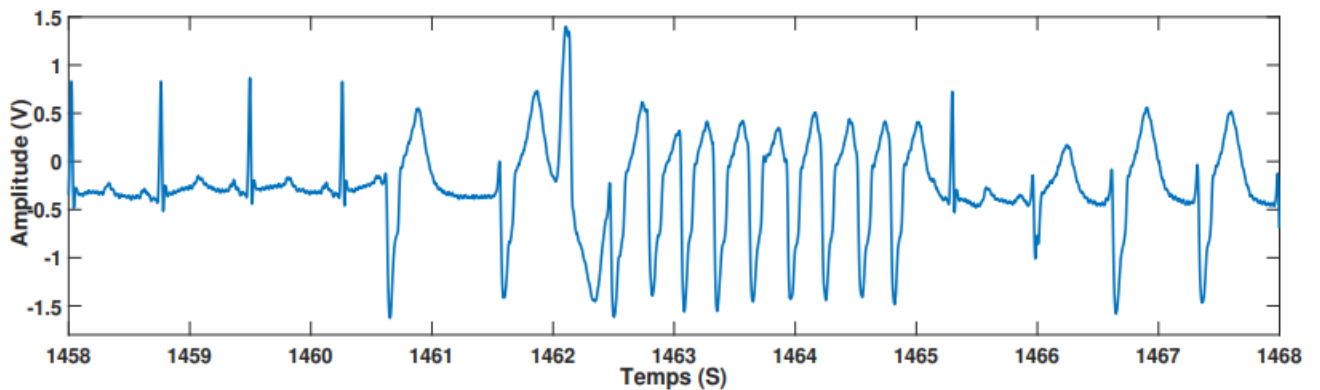


Figure 1.21 Exemple de Tachycardie ventriculaire de l'enregistrement 205 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia database (1458-1468 s).

- **La fibrillation ventriculaire**

En cas de fibrillation ventriculaire, les ventricules sont soumis à une stimulation électrique intense (> 250 par minute) et ne se contractent plus suffisamment pour faire circuler le sang dans le corps (arrêt cardiaque).

Le système cardiovasculaire et l'électrocardiographie

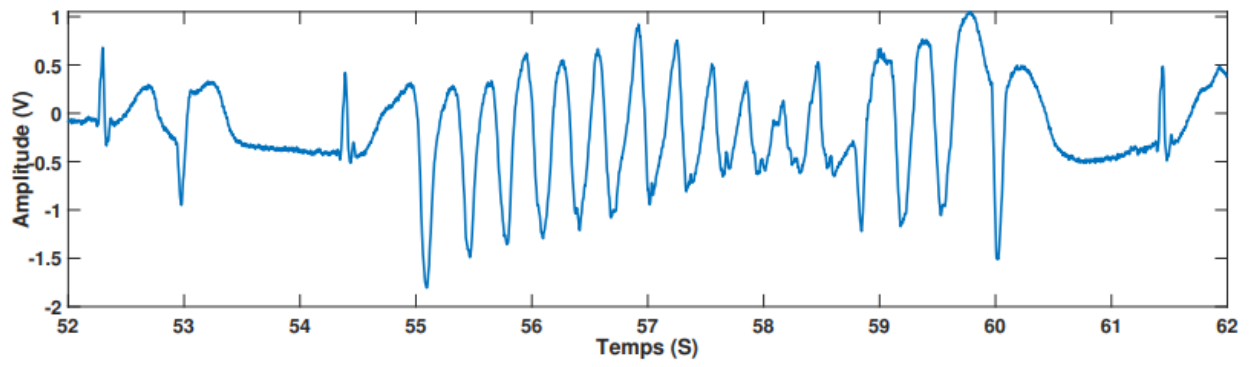


Figure 1.22. Exemple de Fibrillation ventriculaire de l'enregistrement 207 de la base de données MIT-BIH Arrhythmia.

1.5 Conclusion

Ce chapitre est une introduction aux éléments de base de l'électrophysiologie cardiaque.

Nous avons présenté l'élément essentiel de notre étude qui est " le cœur", il permet d'alimenter les organes en oxygène et en nutriments. Ses activités mécaniques sont déclenchées par une activité électrique qui est enregistrée via des électrodes placées sur la surface de peau. Cet enregistrement nommé ECG (électrocardiogramme) représente l'outil de base pour la détection des anomalies cardiaques. Nous avons également présenté dans ce chapitre les différentes maladies d'arythmie cardiaque qui peuvent affecter le tracé de l'ECG. La détection automatique de ces maladies représente le cœur de ce travail. Cependant, il est très difficile d'automatiser ce processus si on n'a pas un signal de qualité, autrement dit si le signal ECG est très bruité.

Dans le chapitre qui suit, des algorithmes de détection du complexe QRS et l'approche proposée pour cette détection sont présentés, ainsi que la classification SVM des battements cardiaques.

Le système cardiovasculaire et l'électrocardiographie

Chapitre 2

Méthodes de détection du complexe QRS et classification SVM

2.1 Introduction

La détection des arythmies cardiaques fait appel à plusieurs disciplines, telles que la médecine, le traitement du signal et la reconnaissance de formes. Divers algorithmes ont été développés permettant de détecter le complexe QRS du signal ECG. La diversité de ces algorithmes traduit clairement l'évolution importante dans le domaine du traitement du signal.

Une description des différentes techniques d'analyse du signal est introduite dans ce chapitre avant de présenter les méthodes selon l'état de l'art pour la détection du QRS. Nous proposerons par la suite une nouvelle approche pour détecter le complexe QRS. Nous procéderons ensuite à la classification des arythmies cardiaques à base d'un classifieur SVM après extraction de caractéristiques à partir du signal ECG.

2.2 Le traitement de signal

Le traitement de signal a pour objet l'élaboration ou l'interprétation des signaux porteurs d'information en s'appuyant sur la théorie de l'information, les ressources de l'électronique, de l'informatique et de la physique appliquée.

2.2.1 Techniques d'analyse du signal

2.2.1.1 Analyse temporelle

L'analyse temporelle quantifie les paramètres statistiques permettant d'évaluer un signal donné.

2.2.1.2 Analyse spectrale

La transformée de Fourier permet l'analyse spectrale de signaux stationnaires. C'est une analyse globale du signal et manque de propriétés de localisation temporelle par rapport au signal analysé.

2.2.1.3 Analyse temps-fréquence

Les représentations d'un signal dans les domaines temporel et en fréquentiel, assurent une représentation des signaux et assure également une analyse du contenu fréquentiel du signal au cours du temps.

2.2.1.4 Analyse temps-échelle

Jean Morlet et Alex Grossmann ont proposé une solution connue par la transformée en ondelettes [14] pour surmonter les problèmes temps-fréquence de la transformée de Fourier d'une part et le problème de la taille de la fenêtre de la transformée de Fourier d'autre part. Cette solution permet de régler indépendamment la finesse de l'analyse en temps ou en fréquence.

2.2.2 Les principales fonctions du traitement de signal

- **L'analyse** : On cherche à isoler les composantes essentielles d'un signal de forme complexe, afin de mieux comprendre sa nature et ses origines.

Méthodes de détection du complexe QRS et classification SVM

- **La mesure** : mesurer un signal, en particulier aléatoire, c'est d'estimer la valeur d'une grandeur caractéristique qui lui est associée avec un certain degré de confiance.
- **Le filtrage** : c'est une fonction qui consiste à atténuer d'un signal certaines composantes indésirables.
- **La régénération** : c'est une opération par laquelle on redonne la forme initiale à un signal ayant subi diverses distorsions.
- **La détection** : par cette opération on tente d'extraire un signal utile du bruit de fond qui lui est superposé.
- **L'identification** : c'est un procédé permettant d'effectuer un classement du signal observé.
- **La synthèse** : opération inverse de l'analyse, consiste à créer un signal de forme appropriée en procédant, à une combinaison de signaux élémentaires.
- **Le codage** : permet la conversion numérique.
- **La modulation et le changement de fréquence** : sont des moyens d'adaptions d'un signal aux caractéristiques fréquentielles d'une voie de transmission ou d'un filtre d'analyse.

2.3 La détection du complexe QRS par le traitement du signal

Le complexe QRS est la séquence la plus significative du signal ECG, car il possède les informations utiles sur le fonctionnement du cœur. Sa détection représente une étape principale pour une analyse automatique du signal ECG afin de localiser les pics R, de mesurer la fréquence cardiaque et de détecter les anomalies liées à l'arythmie cardiaque.

Cette détection est réalisée par des algorithmes qui procèdent en deux étapes : une étape de prétraitement et une étape de décision.

Le prétraitement a pour objectif d'améliorer le complexe QRS, de réduire les amplitudes des ondes P et T, d'atténuer les bruits indésirables et l'effet de la ligne de base.

La décision assure les meilleures performances de détection, elle consiste en une prise de décision sur la base de critères de seuillage.

La détection du QRS est le sujet de plusieurs travaux au cours des trente dernières années et continue d'être un domaine de recherche très actif. Parmi ces travaux, il existe une variété d'algorithmes basés sur :

1. Les filtres numériques.
2. L'analyse temps-fréquence et ondelettes.
3. Les transformations linéaires et non-linéaires.
4. Les analyses statistiques (réseaux de neurones).
5. L'amplitude et les dérivées.

Nous allons citer par la suite quelques algorithmes de la littérature.

2.4 Modèle de J.Pan et J.Tompkins

Le modèle de Pan et Tompkins [15] est un algorithme de détection du complexe QRS du signal ECG. Il repose sur l'analyse numérique des amplitudes et des intervalles des différentes ondes composant le signal ECG.

- **Méthodologie**

La méthode de Pan–Tompkins repose sur une séquence d'étapes de traitement, qui commence par un filtre passe-bande composé d'un filtre passe-bas et passe-haut en cascade, ensuite d'une dérivée. Après un processus d'élévation au carré de l'amplitude, le signal passe par un intégrateur à fenêtre mobile.

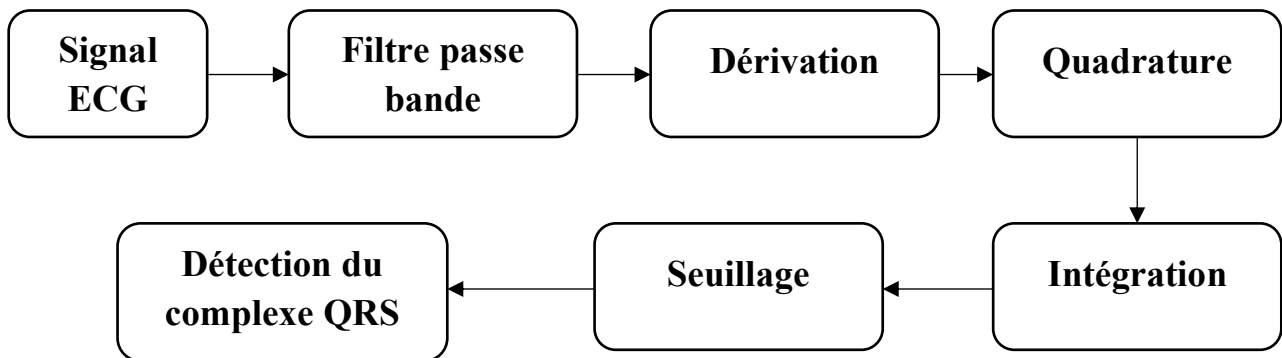


Figure 2.1. Algorithme de Pan & Tompkins de détection du complexe QRS.

- 1- **Le filtre passe-bande (5-15Hz)** : composé d'un filtre passe-bas pour atténuer les bruits de hautes fréquences (tels que les interférences réseau électrique à 50Hz et les fluctuations de la ligne de base ; et d'un filtre passe-haut en série, pour atténuer les bruits de basses fréquences dues à la respiration aux alentours de 1 Hz.
- 2- **La dérivation** : le filtre dérivateur numérique sert à calculer la dérivée première afin d'extraire la pente du signal ECG. Sa fonction de transfert en Z est donnée par (1) ;

$$H(z) = (T/8)(-2Z^{-2} - Z^{-1} + Z^1 + 2Z^2) \quad (1)$$

- 3- **La quadrature** : Cette étape consiste à mettre au carré, point par point, la dérivée du signal ECG filtré, intensifiant la pente et réduisant les faux positifs, c'est-à-dire elle permet la détection des hautes et basses amplitudes du signal ECG en augmentant le contraste entre le bruit supposé faible et le signal utile supposé être fort. Selon (2) ;

$$(nT) = [X(nT)]^2 \quad (2)$$

- 4- **L'intégration** : un intégrateur à fenêtre mobile est appliqué. Il s'agit d'une intégration glissante afin de détecter l'énergie de la dérivée du signal ECG. La fenêtre d'intégration doit être à la largeur moyenne, car une fenêtre trop large génère un seul basculement d'énergie pour plusieurs complexes QRS. Si cette fenêtre est courte, on obtient plusieurs basculements d'énergie pour un seul complexe QRS, ce qui génère plusieurs pics pour une même onde R.

Méthodes de détection du complexe QRS et classification SVM

- 5- **Seuillage** : Après l'étape précédente, le signal disponible possède un maximum absolu pour chaque complexe QRS ; il possède en outre d'autres maxima locaux, de plus faible amplitude en général, qui correspondent soit à du bruit, soit aux ondes T. Cette étape consiste donc en une recherche de maxima capable de ne pas prendre en considération les maxima trop faibles qui peuvent correspondre au bruit en effectuant un seuillage en amplitude et ceux trop proches qui risquent d'être introduits par les ondes T en effectuant un seuillage temporel.
- 6- **La détection des pics** : la détection consiste à éliminer les ondes de faible amplitude qui peuvent correspondre au bruit ou aux ondes T en appliquant un seuillage adaptatif

• Résultats

Pour évaluer l'algorithme de détection des complexes QRS, J. Pan et W. J. Tompkins ont utilisé la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database. Pour cette base de données, l'algorithme a produit 507 battements faux positifs (0,437%) et 277 battements faux négatifs (0,239 %), soit un taux d'échec total de 0,675 %.

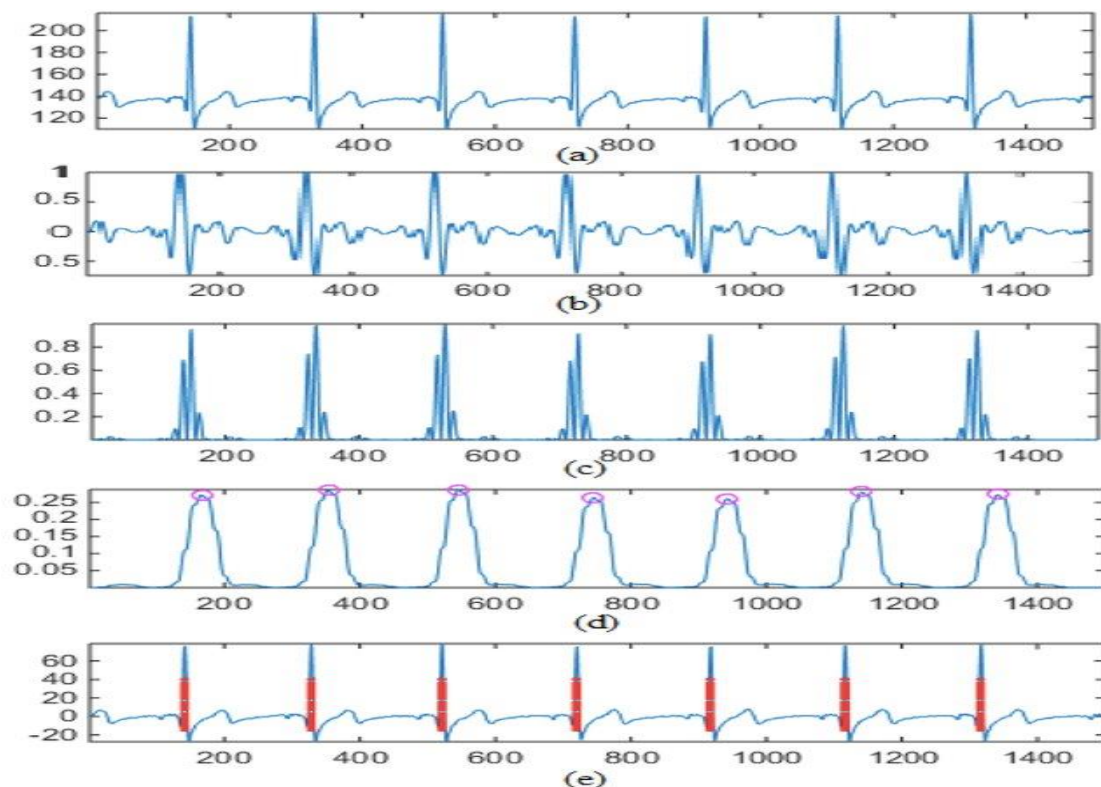


Figure 2.2. Illustration de la détection des QRS à l'aide de l'algorithme de Pan-Tompkins ; (a) données ECG brutes ; (b) signal ECG après filtrage passe-bande et dérivation ; (c) mise au carré des données ; (d) intégration et seuillage pour détecter les QRS ; (e) train d'impulsions du signal ECG. [15]

Sensibilité	Prédictivité
99.79%±0.34	99.84%±0.42

Tableau 2.1. Les performances du modèle de Pan et Tompkins.

2.5 La méthode de T.Sharma et K.Sharma

La méthode de Sharma et Sharma [2] présente un nouvel algorithme de détection du complexe QRS dans les signaux ECG à l'aide d'un débruitage à variation totale pondérée localement adaptative. Les auteurs traitent la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database.

- **Méthodologie**

La méthode proposée comprend deux étapes : une étape de prétraitement et une étape de détection des pics, comme le montre le diagramme de la Figure 2.3.

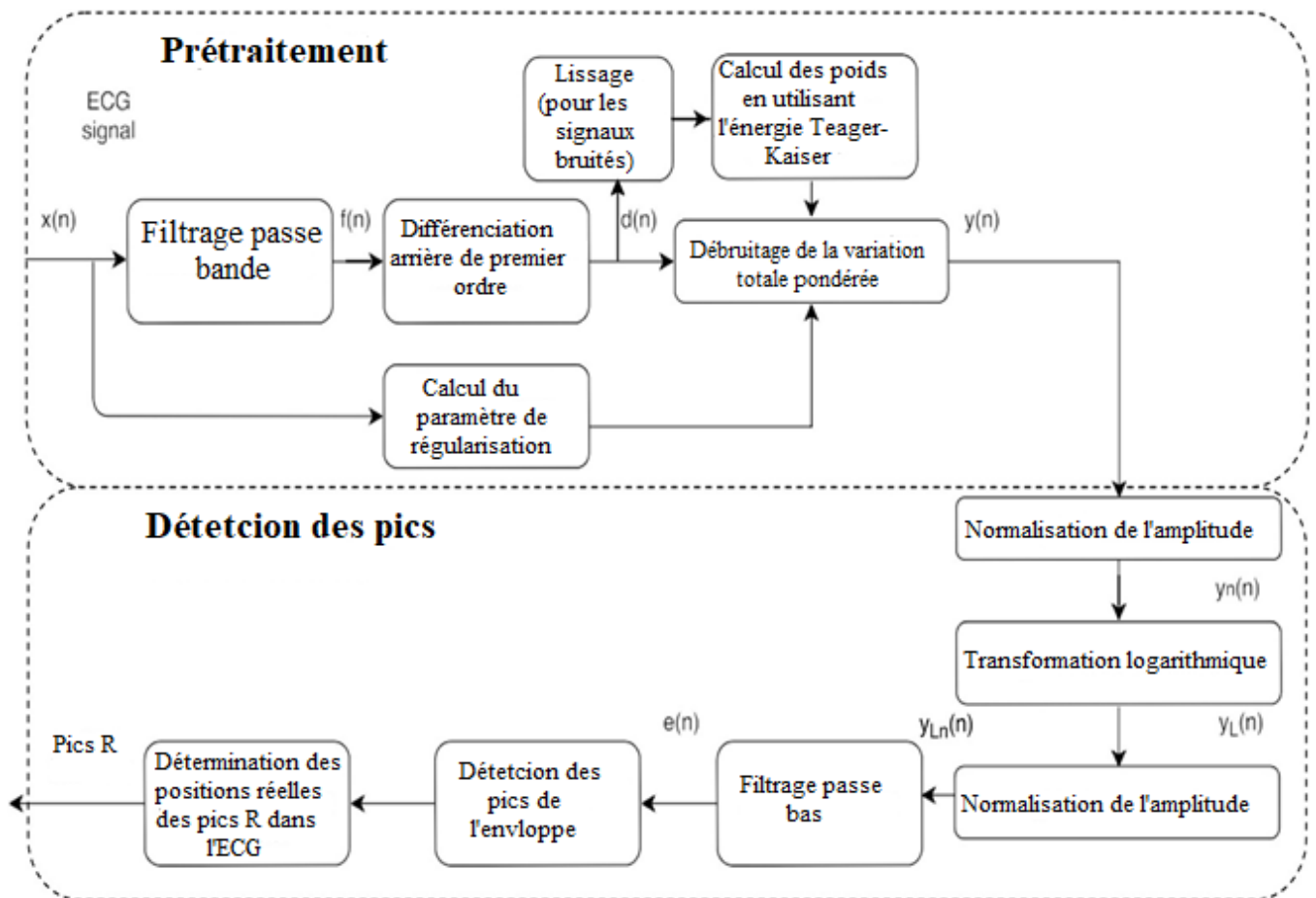


Figure 2.3. Diagramme de la méthode de détection du complexe QRS de Sharma et Sharma [2].

1- Le prétraitement :

Le prétraitement est effectué bloc par bloc, la taille de chaque bloc étant N , pour avoir une estimation locale du bruit dans l'opération de débruitage. Il est effectué en une série d'étapes qui visent à écarter les pics de bruit et les ondes P et T, et à amplifier les complexes QRS :

- Filtrage passe-bande et différenciation.
- Débruitage par variation totale pondérée.

Méthodes de détection du complexe QRS et classification SVM

2- La détection des pics :

Cela est fait par une succession d'étapes pour une meilleure détection des pics :

- Transformation logarithmique.
- Filtrage passe-bas.
- Détection des pics par des critères de seuil, et de séparation minimale du pic.

• Résultats

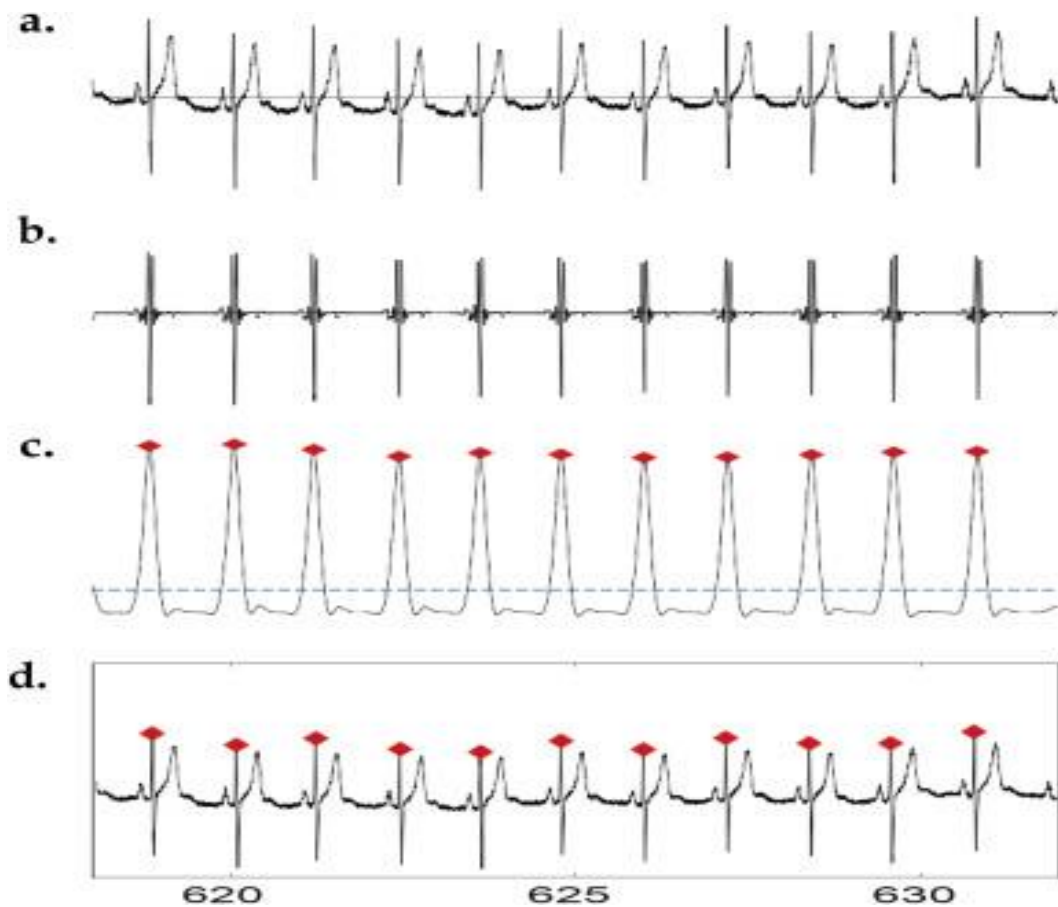


Figure 2.4. Détection des pics R pour l'enregistrement 117 sur. (a) Le signal ECG (b) Sortie obtenue par la minimisation de la VTP (variation totale pondérée) (c) L'enveloppe obtenue en utilisant le filtrage passe-bas et les pics détectés (Seuil indiqué par la ligne pointillée) et (d) Les complexes QRS détectés dans l'ECG [2].

L'évaluation de l'algorithme a été effectuée sur la base données MIT-BIH Arrhythmia Database. Les valeurs moyennes de la sensibilité, de la prédictivité positive et du taux d'erreur de détection étaient respectivement 99,86 %, 99,85 % et 0,29 %.

2.6 La méthode de L.El Bouny, M.Khalil et A.Adib

La nouvelle méthode d'El Bouny et al. [16] est basée sur le débruitage des ondelettes et l'opérateur d'énergie de Teager pour la détection automatique du complexe QRS dans un signal ECG

- **Méthodologie**

L'algorithme proposé est principalement basé sur la transformée en ondelettes stationnaire (SWT) et l'opérateur d'énergie de Teager (TEO).

Le signal ECG brut est d'abord prétraité pour réduire le bruit à l'aide de la SWT. Ensuite, les complexes QRS dans le signal reconstruit par la transformée en ondelettes stationnaire inverse ISWT sont localisés à l'aide de la TEO et d'un filtre à moyenne mobile (MA), ce qui donne un signal de masque de détection. Ensuite, un algorithme heuristique basé sur le seuillage adaptatif des segments est appliqué au signal masqué.

Enfin, les positions des pics R dans les données originales sont estimées à l'aide d'un signal ECG de référence et les maxima sont détectés à partir du masque construit.

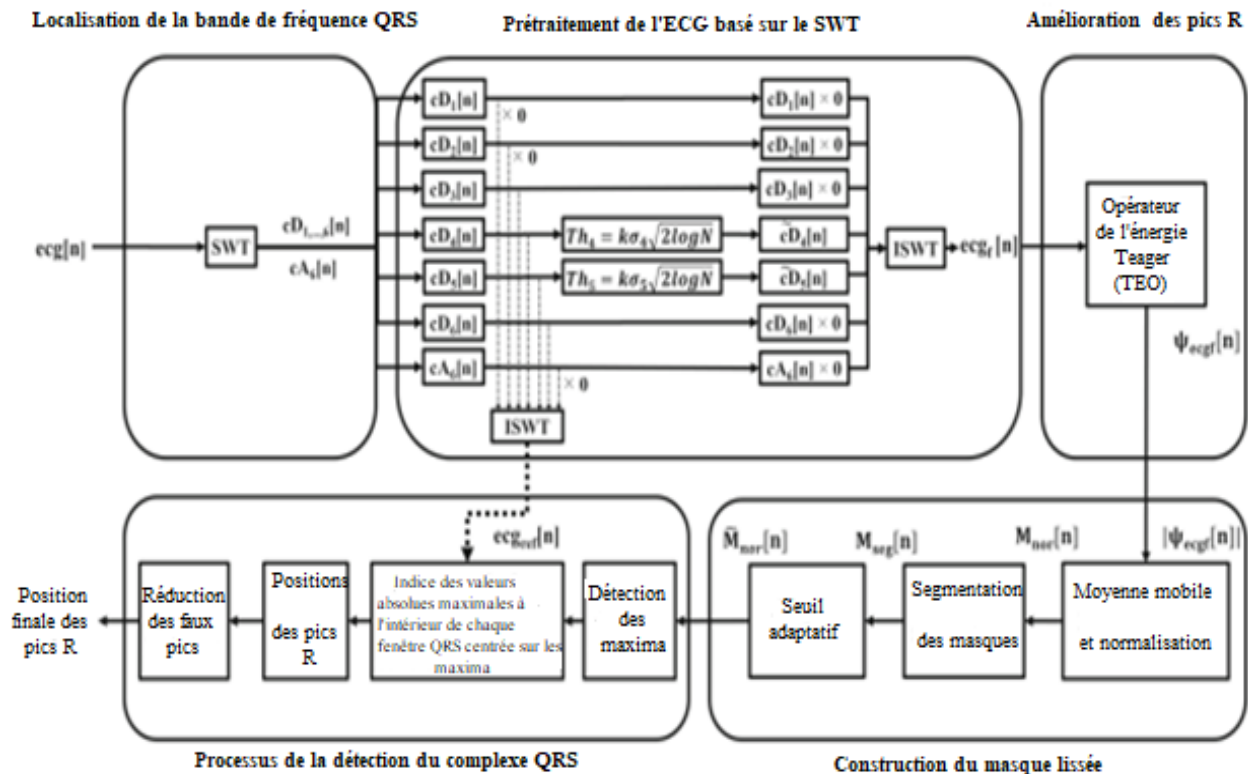


Figure 2.5. Diagramme de la méthode SWT-TEO [16].

1- Localisation de la bande de fréquence du complexe QRS

Selon les travaux de Thakor et al [22] sur les spectres de puissance du signal ECG et les artefacts musculaires et de mouvement, ils ont identifié les sous-bandes de fréquence de la transformée en ondelettes stationnaire SWT d'intérêt permettant de détecter des complexes QRS.

Méthodes de détection du complexe QRS et classification SVM

2- Prétraitement de l'ECG basé sur la SWT

Une fonction de seuillage souple et continue est utilisée, ensuite en appliquant la transformée en ondelettes stationnaire inverse (ISWT) le signal ECG filtré est obtenu.

3- TEO non linéaire basée sur l'amélioration du pic R

L'idée principale derrière l'utilisation de la TEO dans cette méthode est sa capacité à augmenter les changements brusques ou transitoires et de diminuer les transitions d'un signal analysé. Dans ce cas, les pics R ont des caractéristiques particulières par rapport aux ondes T et P, et la TEO plus appropriées pour distinguer les régions QRS des ondes T et P.

4- Construction et segmentation des masques

Le masque localise les parties significatives des complexes QRS dans le signal ECG filtré à l'aide d'un filtre passe-bas à moyenne mobile.

5- Procédure de détection des complexes QRS

Le processus de détection est effectué à l'aide d'un seuil adapté au segment.

• Résultats

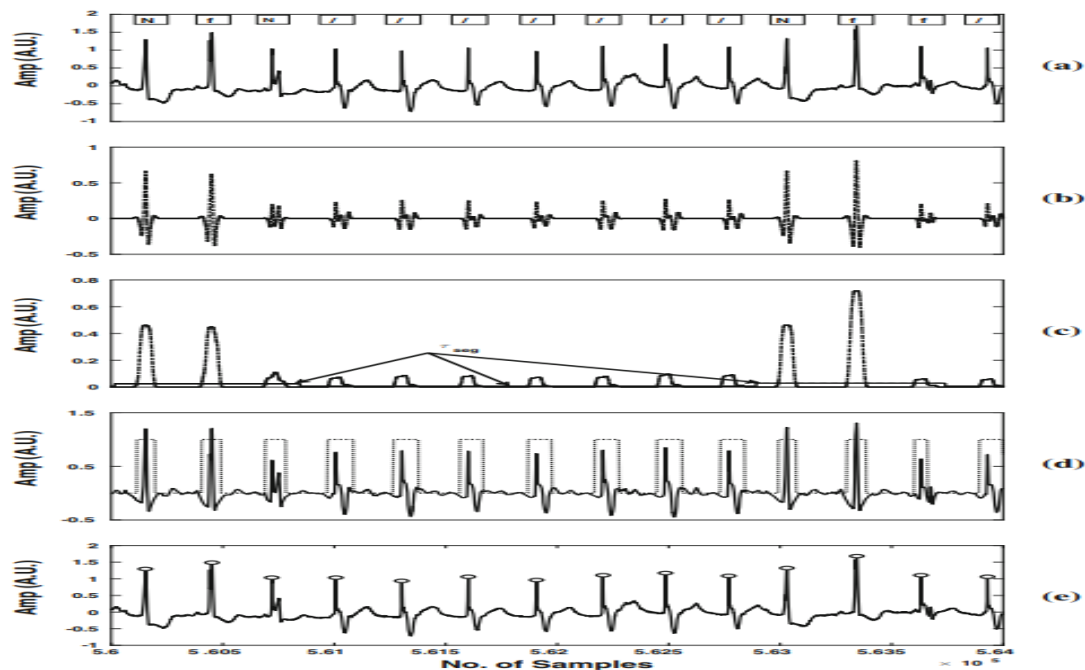


Figure 2.6. Résultats de la méthode de détection appliquée à la section temporelle de l'enregistrement ECG 104, (a) Signal ECG, (b) signal ECG filtré, (c) masque et seuil de segment adaptatif, (d) signal ECG de référence et le masque traité, (e) Positions des pics R [16]

La base de données MIT-BIH Arrhythmia Database a été utilisée pour évaluer cet algorithme de détection des complexes QRS. Une sensibilité moyenne de 99,84 %, une prédictivité positive moyenne (P+) de 99,87 %, un taux d'erreur de détection de 0,30 % ont été obtenus.

Méthodes de détection du complexe QRS et classification SVM

Les algorithmes de détection des complexes QRS, présentés ci-dessus sont basés sur différentes méthodes ; à savoir, les filtres numériques, l'analyse temps-fréquence et l'analyse par ondelettes, et les transformations linéaires et non-linéaires. Chaque choix pris pour les deux étapes de prétraitement et de post traitement joue un rôle principal pour une détection précise et performante.

2.7. L'approche développée proposée pour la détection du complexe QRS

L'algorithme proposé est basé sur le filtrage de la médiane, la régression linéaire mobile (MLR), la segmentation, les seuils de temps et d'amplitude et l'élimination statistique des faux pics [31].

Cette méthode est formulée en trois étapes différentes. Tout d'abord, la première étape est l'étape de prétraitement pour filtrer les bruits et les artefacts indésirables et de minimiser les effets des ondes P et T.

La fonction de la deuxième étape est de décomposer l'enregistrement ECG en petits segments et d'effectuer la détection des pics sur chacun de ces segments, séparément. Ensuite, la moyenne de la différence entre les pics adjacents est calculée et utilisée comme seuil dans le domaine temporel afin d'éliminer tous les pics résultant d'un résidu de bruits à haute fréquence. L'étape de post-traitement est destinée à relier entre les plus petits segments dans l'ordre de leur structure originale, pour annuler les pics répétés résultant d'un pic détecté deux fois au bord des segments adjacents. Enfin, une sous-étape de recherche en arrière est ajoutée pour détecter les pics manqués de faible amplitude.

Nous appliquons cette approche sur la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database.

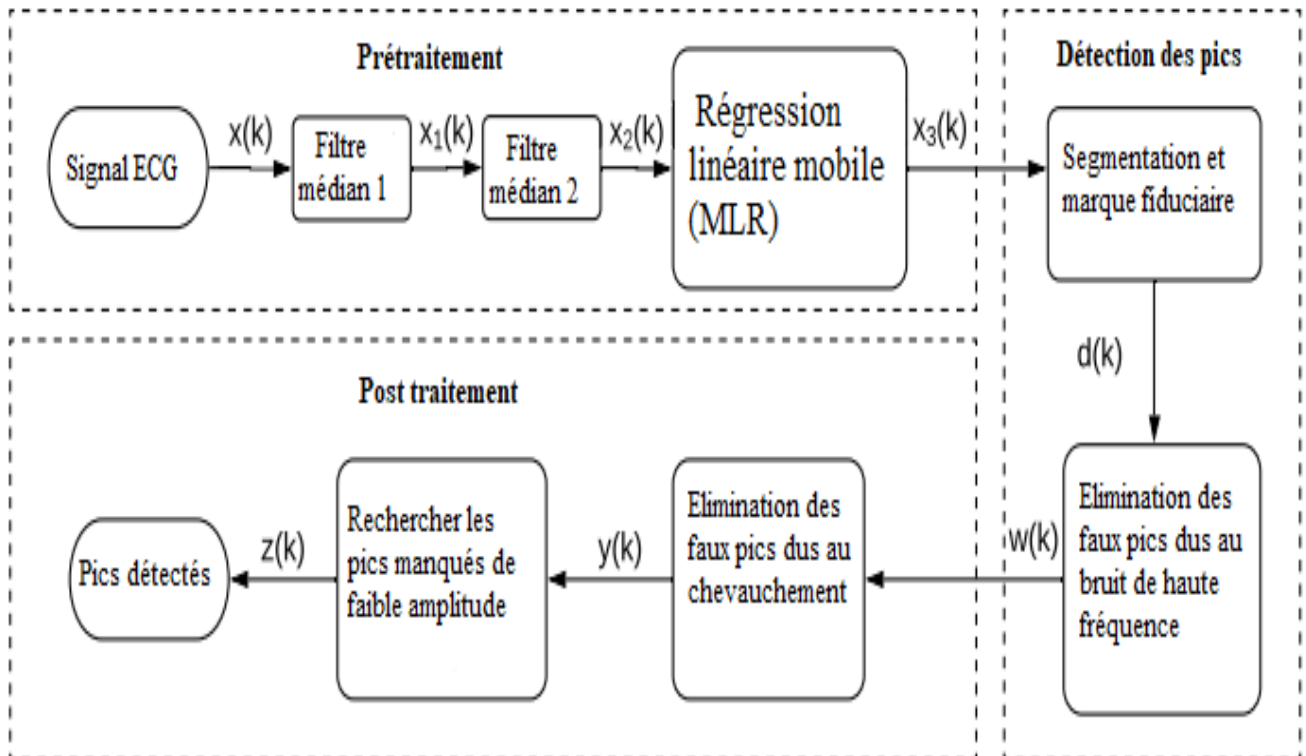


Figure 2.7. L'algorithme proposé pour la détection du complexe QRS.

Méthodes de détection du complexe QRS et classification SVM

Avec : $x(k)$ est le signal ECG d'entrée,

$x_1(k)$ est le signal après passage par la première médiane.

$x_2(k)$ est le signal après passage à travers le deuxième filtre médian.

$x_3(k)$ est le signal après passage par la régression linéaire mobile et après la valeur absolue.

$d(k)$ est le signal segmenté, $w(k)$ est le signal qui contient des faux pics.

$y(k)$ est le signal dont les faux pics sont éliminés.

$z(k)$ est le signal final des pics détectés.

- Pour réduire le temps de traitement et d'améliorer la précision de la détection, chaque segment est inférieur ou égal à 25000 échantillons à une fréquence d'échantillonnage de 360 Hz.

A- Le prétraitement

Cette phase comprend deux étapes pour atténuer le bruit et les autres artefacts de l'enregistrement ECG. Elle est construite à partir de deux filtres médians et de la régression linéaire mobile.

1- Filtrage médian

L'étape de prétraitement commence par le traitement de l'ensemble de l'enregistrement avec deux filtres médians, pour atténuer le bruit de basses fréquences et minimiser l'amplitude des ondes P et T. La taille de la fenêtre du second filtre étant le double de celle du premier. La taille des fenêtres peut être choisie entre 50 ms et 100 ms, et 100 ms et 200 ms, respectivement. Cela s'explique par le fait que les ondes P se produisent entre 50 et 100 ms avant le complexe QRS et les ondes T se produisent entre 100 et 200 ms après le complexe QRS.

Un filtre médian est un filtre numérique, son principe consiste à faire glisser une fenêtre d'une taille fixée sur un signal et à remplacer la valeur au centre de cette dernière par la médiane des valeurs de celle-ci.

2- Régression linéaire mobile

Cette étape est chargée de supprimer le bruit à haute fréquence de l'ECG. Différentes stratégies existent dans la littérature pour atteindre cet objectif, principalement basées sur des fenêtres glissantes.

Les stratégies des fenêtres glissantes, telles que la moyenne mobile, sont rapides en termes de calcul, mais elles ont tendance à diminuer tous les pics (R) et les vallées (Q et S). Certaines approches plus sophistiquées, telles que LOESS ou LOWESS [21] fournissent de meilleurs résultats mais ont un coût de calcul plus élevé. Dans cette étude, une approche simple mais efficace de fenêtre coulissante basée sur la régression linéaire locale est proposée pour filtrer le bruit à haute fréquence avec un impact mineur sur les ondes ECG pertinentes. Nous appellerons cette approche la régression linéaire mobile (MLR). Rappelons qu'une droite de régression linéaire est basée sur la méthode des moindres carrés et permet de tracer une ligne qui passe le plus près possible de la série étudiée.

La régression par linéaire mobile (MLR) fonctionne comme suit dans notre cas ; tout d'abord, on calcule la droite qui s'adapte le mieux à l'ECG après passage par les deux filtres médians, pour chaque pas de temps t , en utilisant le critère des moindres carrés et en tenant compte du fait qu'un ECG est échantillonné à un taux

Méthodes de détection du complexe QRS et classification SVM

constant. Ensuite, chaque ligne calculée est évaluée. La valeur attribuée à chaque pas d'échantillonnage est la moyenne des évaluations des lignes correspondantes.

B- Détection des pics

Cette étape est constituée de deux étapes, la segmentation et l'élimination des faux pics, au cours desquelles le signal ECG est divisé en segments plus petits en fonction du nombre d'échantillons qu'il contient. Chaque segment est traité séparément pour détecter les pics.

1- Segmentation

Une fois le prétraitement est effectué, l'enregistrement est maintenant divisé en segments de M échantillons chacun. Cela peut varier en fonction de la longueur de l'enregistrement, mais pour une meilleure précision et un faible temps de traitement, le nombre d'échantillons ne devrait pas être supérieur à 25000.

La base de données d'arythmie MIT-BIH comporte 650000 échantillons pour chaque enregistrement et est donc divisée en 26 segments de 25000 échantillons chacun, pour notre expérience.

2- Élimination statique des faux pics

Dans cette étape, chaque segment est traité individuellement. Premièrement, un vecteur de marque fiduciaire, W, est créé. Il s'agit d'un vecteur constitué de tous les pics locaux du segment, avec une séparation minimale de 200 ms entre les pics. Une fois cette opération est effectuée, l'amplitude moyenne, A, de tous ces pics est calculée à l'aide de la formule suivante :

$$A = \frac{\sum_{n=1}^Q W(n)}{Q}, \quad (1)$$

Où Q est le nombre total de pics,

W(n) est le poids du vecteur à la position n et n est la position des pics dans le vecteur W.

Maintenant, le segment est à nouveau traité pour détecter tous les pics possibles avec un intervalle minimum pic à pic de 320 ms et un seuil d'amplitude (axe des ordonnées) de C. On constate que C est une valeur proportionnelle à A et se situe entre 70 % et 125 % de sa valeur. Ceci est dû au fait que l'algorithme dépend de l'apprentissage des intervalles pic à pic et qu'un nombre important de faux pics dans la détection initiale peut dégrader l'opération de la détection des pics.

Donc, nous essayons de minimiser les fausses détections dès le début pour obtenir de meilleurs résultats. Une fois que tous les pics locaux sont au-dessus du seuil d'amplitude C, il est temps de sélectionner les vrais positifs et d'éliminer tous les pics résultant de bruits de haute fréquence. Soit le vecteur L = [L(1), L(2), L(3), . . . L(N)] représente tous les emplacements des pics dans le segment, et le vecteur P = [P(1), P(2), P(3), . . . , P(N)] représente toutes les valeurs des pics et N est le nombre de valeurs dans les vecteurs L et P.

Ensuite, formons un troisième vecteur D = [D(1), D(2), D(3) ... , D(N - 1)] qui contient tous les intervalles crête à crête calculés à partir du vecteur L, tel que :

Méthodes de détection du complexe QRS et classification SVM

$$D(n) = L(n + 1) - L(n) \quad (2)$$

En rappelant que n est la position des valeurs dans chaque vecteur. Maintenant, la valeur proportionnelle moyenne, G de la moyenne des valeurs du vecteur D est formulé à l'aide de l'équation suivante :

$$G = k \frac{\sum_{n=1}^{N-1} D(n)}{N - 1}, \quad (3)$$

Où, k est une constante de 0,8 pour un faible changement morphologique et 0,5 pour les changements élevés, et n est la position des valeurs de pic dans P et L respectivement.

Il est important de noter qu'il y a un intervalle minimum de 320 ms entre les pics, car il est difficile d'atteindre un rythme de plus de 200 battements/minute. [19]

Cela s'explique par le fait qu'une personne normale ne peut atteindre qu'un rythme minimum de 60 battements/minute lorsqu'elle est éveillée.[20]

Si une personne a une fréquence cardiaque de 190 battements/minute ce qui signifie environ 3,15 battements/seconde, la séparation minimale entre deux battements sera d'environ 320 ms entre deux battements. En outre, si la fréquence des battements dépasse ce seuil, il s'agit des palpitations ventriculaires et non des battements cardiaques. Par exemple, si une personne ressent environ 1 battement par seconde, il ne peut y avoir plus de deux faux positifs entre deux vrais positifs adjacents, car chaque pic sera distant d'au moins 320 ms l'un de l'autre.

C'est ce que montre la figure 2.8 :

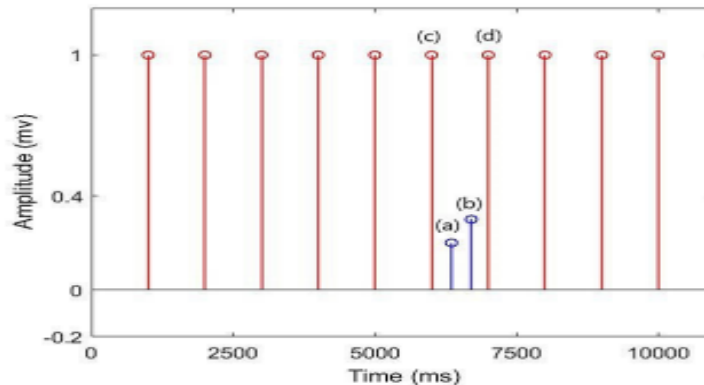


Figure 2.8. Les faux pics entre les vrais positifs.[31]

En considérant cela, notre élimination des faux pics a été proposée où nous comparons chaque valeur dans le vecteur D avec une position instantanée i , avec G . S'il s'avère que $D(i)$ est inférieur à G , alors $D(i + 1)$ est également comparé à G .

Si $D(i + 1)$ est également plus petit, alors l'algorithme garantit qu'il y a un faux pic à la position $D(i)$. L'emplacement correspondant à $D(i)$, c'est-à-dire $L(i+1)$, est supprimé avec $P(i+1)$ et un nouvel intervalle entre les pics est créé à l'aide de la formule :

$$D(i) = D(i) + D(i + 1) \quad (4)$$

Méthodes de détection du complexe QRS et classification SVM

La figure 2.9 montre l'effet de l'utilisation de cette étape sur un segment de l'enregistrement 104 qui possède un bruit de haute fréquence sur certaines parties et une section de 25000 échantillons avec des niveaux élevés de bruit est montrée :

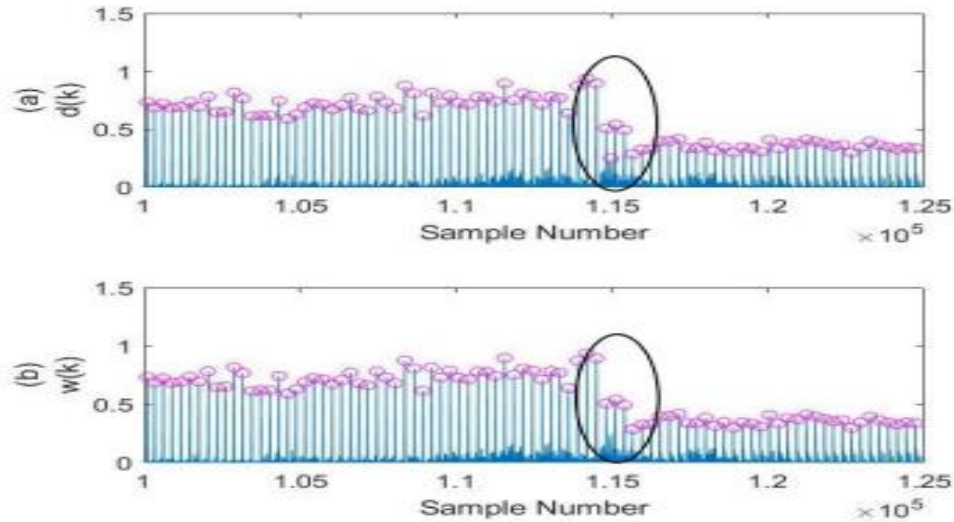


Figure 2.9. Élimination des faux pics dans l'enregistrement 104 avec l'axe des ordonnées en mV de la base de données d'arythmie MIT-BIH (a) Faux pics détectés après le prétraitement (b) Faux pics éliminés après évaluation.[31]

C- Post traitement

La phase de post-traitement comporte deux étapes, qui sont l'élimination des faux pics en raison du chevauchement et la recherche en arrière pour détecter tout autre pic manqué.

1- Elimination des pics dus au chevauchement

Une fois l'étape de détection des pics est terminée, l'ensemble de l'enregistrement est maintenant analysé. Le vecteur T représente maintenant tous les intervalles crête à crête du vecteur U où,

$$T(n) = U(n+1) - U(n). \quad (5)$$

Ici, $T(i)$ et $U(i)$ sont les poids de leurs vecteurs respectifs T et U.

De nouveau, un seuil sur l'axe des temps est créé en utilisant la formule :

$$H = 0.48 \frac{\sum_{n=1}^{e-1} T(n)}{e-1}, \quad (6)$$

Où $T(n)$ est le poids du vecteur à la position n et n est la position des pics dans le vecteur T.

H est le seuil de l'axe temporel, e est le nombre d'emplacements dans U.

Méthodes de détection du complexe QRS et classification SVM

L'enregistrement complet est traité à la fois en utilisant ce seuil. Si une différence instantanée $T(i)$ est inférieure à H , elle est considérée comme un pic répété et ce pic sera éliminé. Ainsi, tout pic détecté deux fois est maintenant détecté qu'une seule fois, ce qui réduit le nombre de faux positifs.

Le tableau suivant indique le rôle des différents vecteurs dans la méthode :

Vecteur	Contenu
R	Nombre de segments
W	Localisation des pics locaux dans un segment
L	Emplacements des pics après utilisation du seuil d'amplitude C pour un segment particulier
P	Valeurs des pics après utilisation du seuil d'amplitude C pour un segment particulier
D	Intervalle pic à pic en utilisant l'équation (2) pour un segment particulier
U	Localisation des pics pour l'ensemble après l'élimination des faux pics
V	Valeurs des pics pour l'ensemble après l'élimination des faux pics
T	Intervalle pic à pic pour l'ensemble de l'enregistrement

Tableau 2.2. Classification vectorielle.

2- Recherche en arrière

Enfin, lorsque la plupart des vrais positifs ont été détectés, il peut y avoir quelques pics que l'algorithme n'a pas réussi à détecter plus tôt en raison de leur faible amplitude, donc une nouvelle analyse à l'étape de segmentation est formulée en utilisant des nouveaux poids du vecteur L et de l'équation (2).

Cette fois, le seuil d'amplitude est fixé à B , l'intervalle moyen crête à crête à f et l'intervalle moyen crête à crête à Z pour un segment particulier.

$$(7) \quad \begin{aligned} B &= 0.1A, \\ Z &= \frac{\sum_{n=1}^{f-1} D(n)}{f-1}. \end{aligned}$$

Le vecteur L est ensuite analysé pour trouver l'écart type des pics. La recherche en arrière ne sera déclenchée que si l'écart-type est inférieur ou égal à 100 échantillons. Ceci afin de s'assurer qu'il n'y a pas de faux

Méthodes de détection du complexe QRS et classification SVM

déclenchement car certains enregistrements sont multifformes, ce qui signifie qu'ils ont des changements fréquents dans les intervalles entre les pics.

L'algorithme tiendra compte de chaque intervalle crête à crête, puis le comparera à la valeur du seuil d'amplitude B et du seuil de l'axe des temps Y, où,

$$Y = 2Z - 4S. \quad (8)$$

Si l'intervalle entre deux pics adjacents détectés dépasse la valeur de Y, alors l'algorithme confirme qu'il peut y avoir un pic manqué dans cette partie du segment. Par conséquent, tous les pics locaux ayant une valeur supérieure à B et un intervalle minimum entre le pic adjacent de X est trouvé, où,

$$X = Z - 2S. \quad (9)$$

Cela permettra de trouver deux pics ou plus. Une fois ces pics locaux sont trouvés, ils sont comparés à un autre seuil M de l'axe temporel, où

$$M = 0,75Z. \quad (10)$$

Seuls les pics qui ont un intervalle supérieur à M, comparé par rapport au vrai positif établi immédiatement avant et après eux, seront sélectionnés comme vrais positifs manqués (MTP). Ces MTP sont donc ajoutés aux vecteurs U et V à leurs emplacements désignés dans les vecteurs. Un segment de 25000 échantillons dans la figure 2.10 est utilisé pour montrer les résultats de l'utilisation de cette étape.

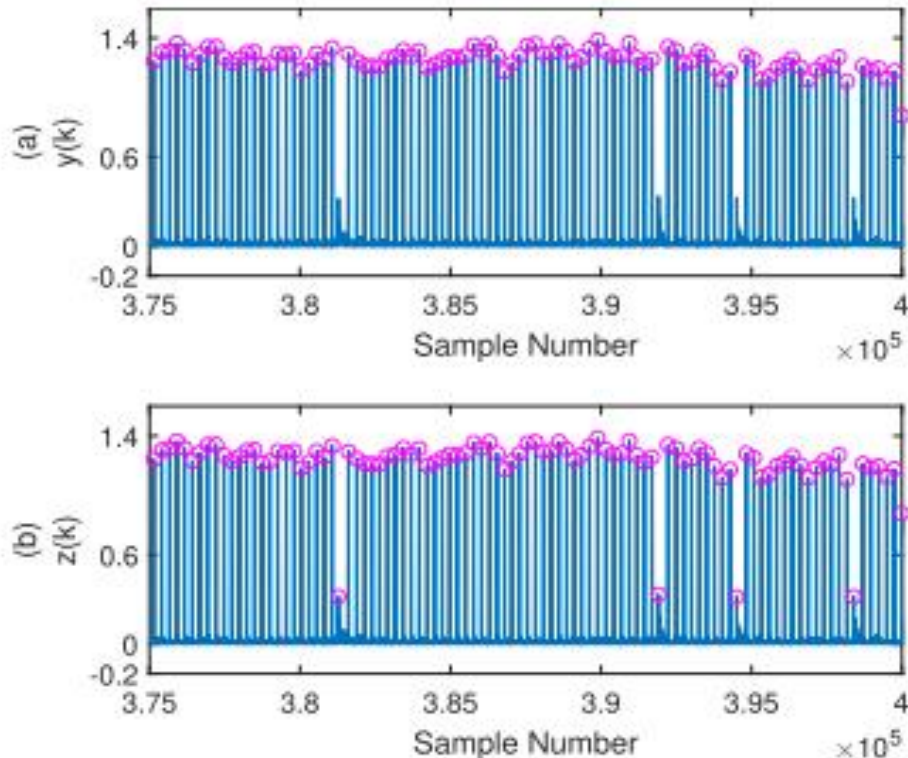


Figure 2.10. Recherche en arrière dans l'enregistrement 109 avec l'axe des y en mV de la base de données d'arythmie MIT-BIH, (a) Pics détectés après élimination des faux pics, (b) Pics de faibles amplitudes détectés.[31]

2.8 La classification des arythmies cardiaques

Au stade de la classification, le système utilise les caractéristiques extraites dans l'étape précédente (la détection du complexe QRS), afin de trouver le meilleur classifieur ou le meilleur paramétrage du classifieur, qui permet de bien identifier les différents types de battements. Il y a généralement deux types de procédures d'apprentissage qui sont souvent utilisés : apprentissage non-supervisé et apprentissage supervisé pour notre cas.

La classification supervisée est une tâche de fouille de données qui consiste à construire un classifieur à partir d'un ensemble de données disponibles étiquetées par leur classe (phase d'apprentissage), et ensuite à prédire la classe de nouvelles données avec ce classifieur (phase de classification).

Il existe différentes méthodes de classification utilisées dans le processus de reconnaissance des formes. Dans le domaine de la reconnaissance de l'arythmie, les méthodes les plus couramment utilisées sont citées comme suit [24] :

- Les voisins les plus proches (NN, Nearest Neighbors).
- La discrimination linéaire (LD, Linear Discrimination).
- Les arbres de décision (DT, Decision Trees).
- Les machines à vecteurs de support ou Séparateurs à vaste marge (SVM, Support Vector Machines).
- Les réseaux de neurones artificiels (ANN, Artificial Neural Networks).

2.9 Séparateurs à vaste marge SVM

Les <https://dataanalyticspost.com/lhistoire-de-la-datascience-timeline-sciences/-clt-1990> SVM sont une famille d'algorithmes d'apprentissage automatique qui permettent de résoudre des problèmes tant de classification que de régression ou de détection d'anomalie.

Effectuer une classification consiste à déterminer une règle de décision capable, à partir d'observations externes, d'assigner un objet à une classe parmi plusieurs. La classification SVM est une méthode de classification supervisée binaire (à deux classes dans notre étude) destinés à résoudre des problèmes de discrimination et de régression. Le principe des SVM consiste à définir, par apprentissage, une surface de séparation entre les attributs (ou point) des classes positives et négatives minimisant le risque d'erreur et maximisant la marge entre les classes [25].

2.9.1 Objectifs d'un SVM

Soit un nuage de points de natures différentes (points rouges, points bleus). L'objectif recherché est de trouver une frontière de décision (hyperplan séparateur) qui puisse séparer le nuage de points en deux régions en commettant un minimum d'erreurs, c'est à dire, (trouver l'hyperplan optimal). La figure 2.11 montre qu'il existe en effet plusieurs d'hyperplans séparateurs dont les performances en apprentissage sont identiques (le risque empirique est le même), mais dont les performances en généralisation peuvent être très différentes. Pour

Méthodes de détection du complexe QRS et classification SVM

résoudre ce problème, il a été montré [30] qu'il existe un unique hyperplan (l'optimal), défini comme l'hyperplan maximisant la marge entre les échantillons.

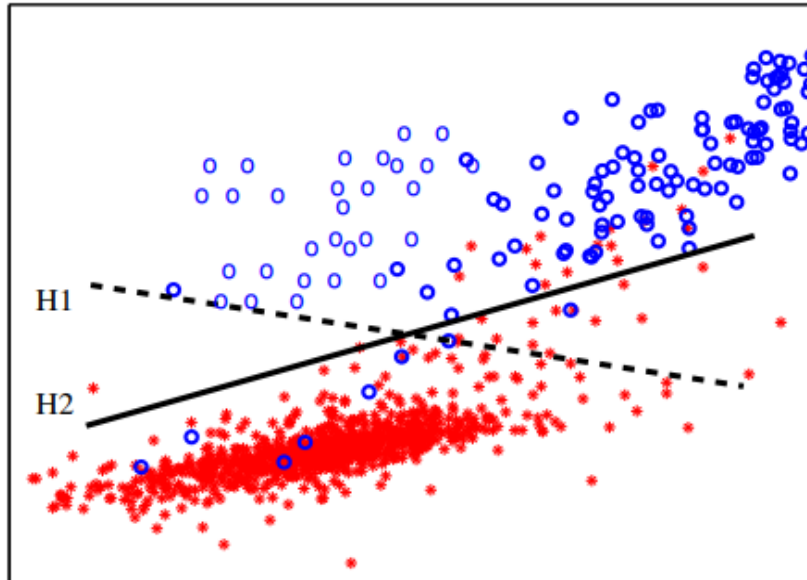


Figure 2.11. Principe d'hyperplan séparateur, il en existe plusieurs. Celui qui correspond au minimum d'erreurs est l'hyperplan optimal.

Un autre objectif des séparateurs à vaste marge comme le terme l'indique, est de repousser le plus possible les deux classes l'une de l'autre. Ceci revient à maximiser la distance entre les points les plus proches du plan séparateur H (voir figure 2.12). Cette distance est appelée "Marge d". Intuitivement, le fait d'avoir une marge plus large procure plus de sécurité lorsqu'on classe un nouvel exemple. De plus, si on trouve un classifieur qui se comporte le mieux vis-à-vis des données d'apprentissage, il est clair qu'il sera aussi celui qui permettra au mieux de classer de nouveaux exemples.

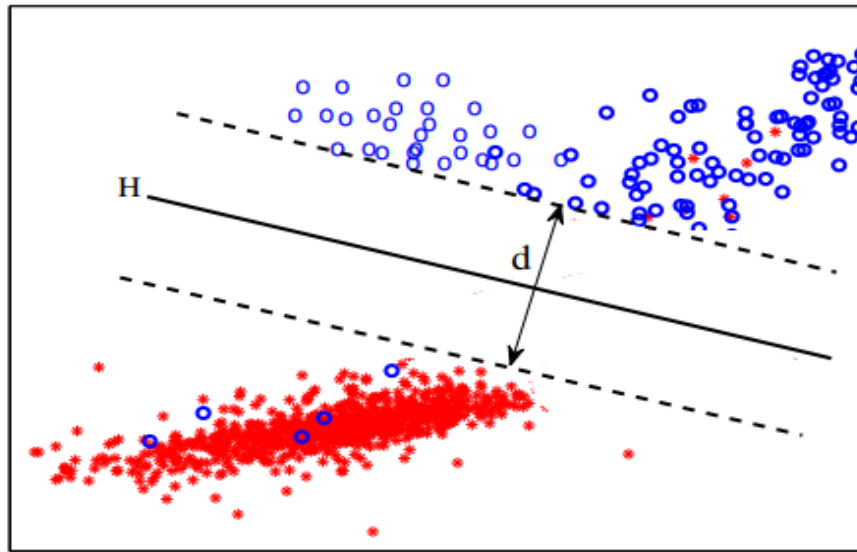


Figure 2.12. L'hyperplan optimal H (en gras) avec la marge maximale d.

2.9.1.1 Séparation linéaire

Les modèles des SVM sont les plus simples, car, ils permettent de trouver facilement le classifieur linéaire. Le but est d'essayer d'apprendre à partir d'un ensemble du couple f , donc à estimer cette fonction suivant la règle de décision :

$$y = \text{signe}(f(x)) \quad (11)$$

Dans le cas linéaire, ou les données sont linéairement séparables, une fonction discriminante f est obtenue par combinaison linéaire du vecteur d'entrée x_i et vecteur de sortie y_i , et s'écrit :

$$\begin{cases} (w \cdot x_i) + b > 0 \rightarrow y_i = +1 \\ (w \cdot x_i) + b < 0 \rightarrow y_i = -1 \end{cases} \quad (12)$$

L'équation définit l'hyperplan séparateur.

$$(w \cdot x_i) + b = 0 \quad (13)$$

Avec w est un vecteur de poids à d -dimension dans l'espace des caractéristiques, et b est un paramètre de biais.

Théoriquement il existe plusieurs hyperplans séparateurs satisfaisants les équations 12 et 13, ceci montre qu'il n'existe pas de solution unique. Selon la théorie de Vapnick [26] les SVM reposent sur deux notions : celle de la marge maximale et celle de la fonction noyau. Elles sont capables de résoudre des problèmes de discrimination non linéaire. Cette marge est définie comme la distance entre un hyperplan et les points échantillons les plus proches appelés vecteurs support et représentée par la figure 2.13 au-dessous :

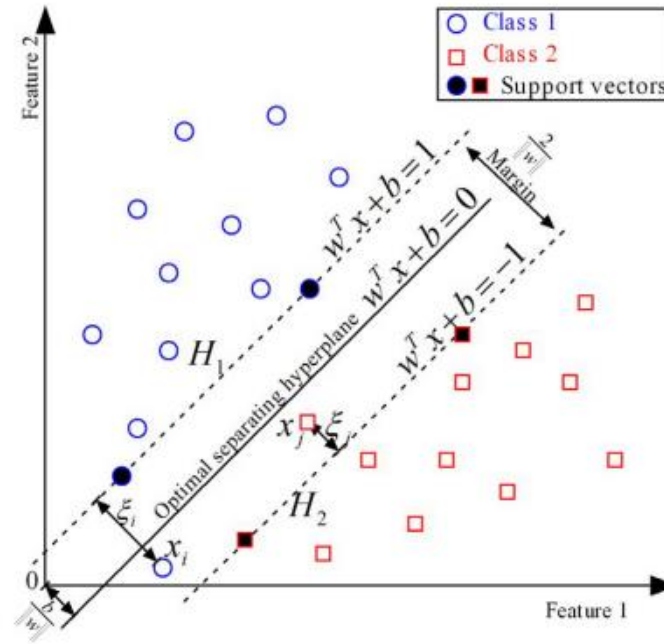


Figure 2.13. Classification binaire avec plusieurs hyperplans [27]

2.9.1.2 Séparation non linéaire

Technique de l'astuce des noyaux (kernel trick)

Dans les SVM, l'hyperplan optimal est déterminé pour maximiser la capacité de généralisation. Mais si les données d'apprentissage ne sont pas linéairement séparables, le classifieur obtenu ne peut pas avoir une capacité de généralisation élevée même si les hyperplans sont déterminés de manière optimale. Ainsi, pour améliorer la séparabilité linéaire, l'espace d'entrée d'origine est transformé à un espace à haute dimension appelé espace des caractéristiques (feature space). La figure 2.14 illustre le concept de transformation à un espace de haute dimension, dans cette figure les exemples dans l'espace 2-dimensionnel ne sont pas linéairement séparables, mais avec une transformation convenable ils deviennent linéairement séparables dans un espace 3-dimensionnelle [28].

Méthodes de détection du complexe QRS et classification SVM

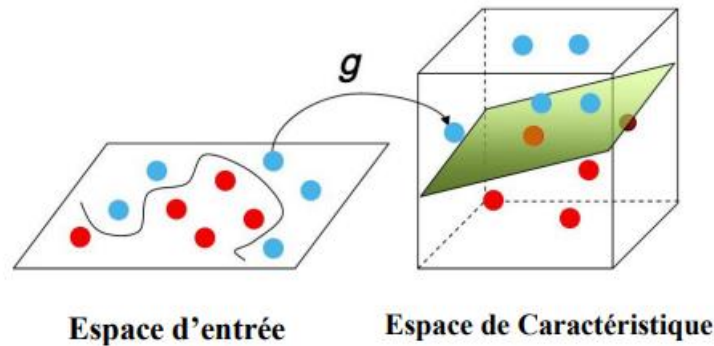


Figure 2.14. Le principe de kernel Trick.

L'avantage d'utiliser des noyaux (Kernels) est que nous n'avons pas besoin de traiter explicitement l'espace des caractéristiques à haute dimension. Cette technique est appelée l'astuce des noyaux (kernel trick). Par la suite nous présentons certains des noyaux les plus utilisés dans les SVM :

Noyaux linéaires :

Si un problème de classification est linéairement séparable dans l'espace d'entrée, nous n'avons pas besoin de transformer l'espace d'entrée en un espace à haute dimension. Dans de telle situation, nous utilisons les noyaux linéaires :

$$k(x_i, x_j) = x_i^T x_j \quad (15)$$

Noyaux polynomiaux :

$$k(x_i, x_j) = (x_i^T x_j + 1)^d \quad (16)$$

Où d est l'ordre du noyau polynomial. Le polynôme du degré le plus bas correspond au noyau linéaire, et il n'est pas le préféré en cas de relation non linéaire entre les caractéristiques. Le degré du noyau polynomial contrôle la flexibilité du classifieur et un degré plus élevé permet une marge de décision plus flexible par rapport aux limites linéaires [29].

Noyaux de fonction de base radiale (radial basis function RBF) :

Dans ce cas, les vecteurs de support sont les centres des fonctions de base radiales.

La figure 2.15 illustre un exemple de transformation de l'espace des entrées (2D) en utilisant un noyau RBF. Dans l'espace de caractéristique résultant (3D) les exemples deviennent linéairement séparables, ils peuvent être séparés par un plan.

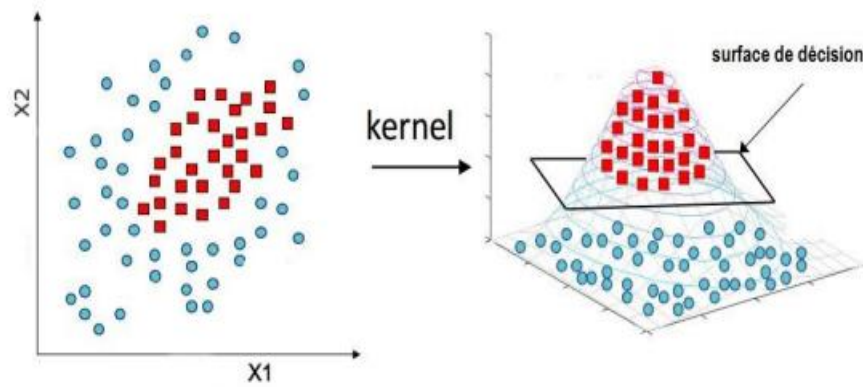


Figure 2.15. Transformation de l'espace en utilisant un noyau (cas de RBF).

2.9.2 Exemples de classifications avec SVM

Des exemples d'une classification basée sur les SVM avec des noyaux, appliquée sur des données non linéaires générées aléatoirement sont présentés par la suite :

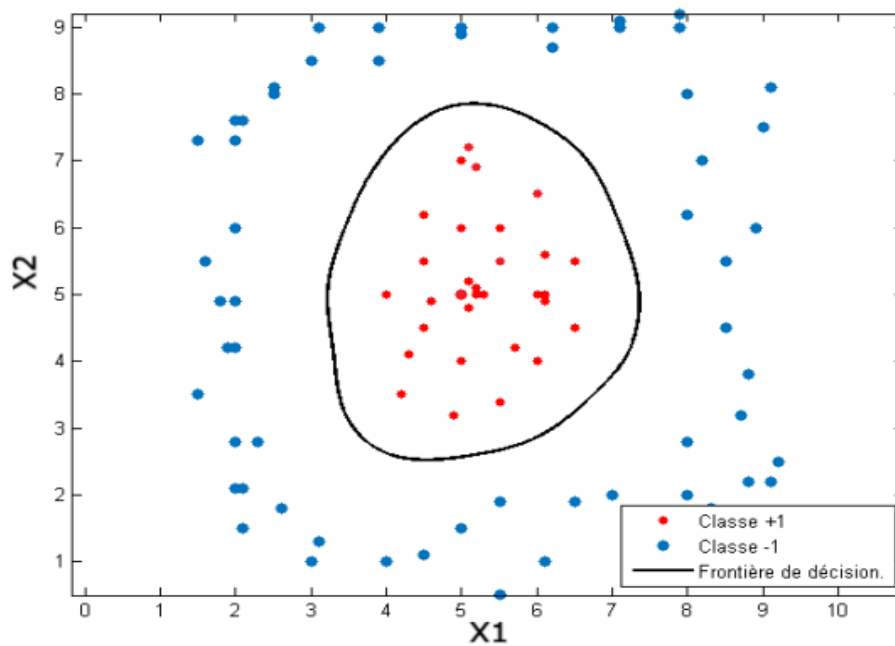


Figure 2.16. Exemple de classification en utilisant un SVM avec noyau de fonction de base radiale (RBF).

Méthodes de détection du complexe QRS et classification SVM

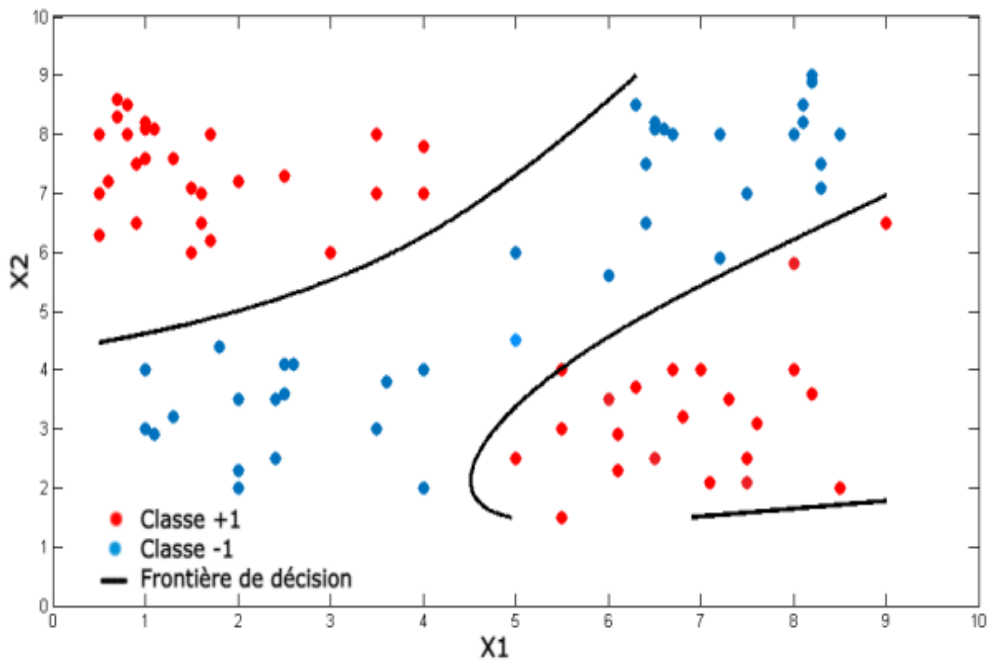


Figure 2.17. Exemple de classification en utilisant un SVM avec noyau polynomial.

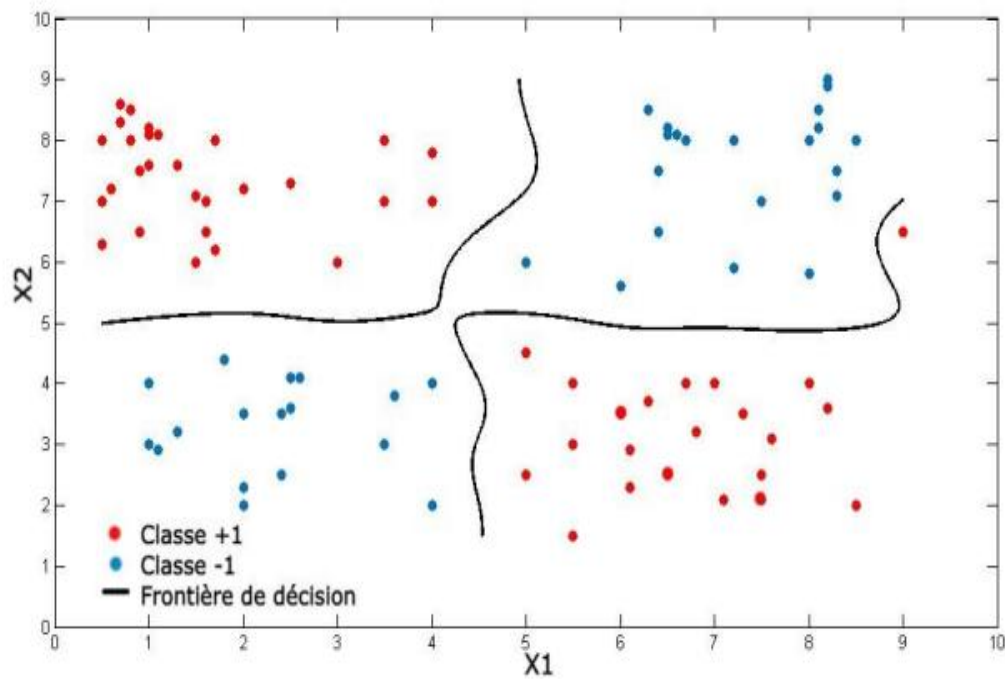


Figure 2.18. Exemple de Classification en utilisant un SVM avec noyau linéaire.

Selon les figures 2.16, 2.17, 2.18, nous pouvons noter que chaque type de noyaux permet d'avoir une frontière de décision différente. Le choix du type de noyau dépend donc de la base de données et du problème traité.

2.10 Description des classes considérées

L'objectif de la présente étude est de classer les battements cardiaques par un classifieur binaire, en utilisant les machine a vecteurs de support SVM qui présentent plusieurs avantages tel que les performances de généralisation et la convergence vers la solution globale, pour aider au diagnostic médical.

Donc nous traitons dans ce travail un problème à deux classes ; la classe V et la classe N.

2.10.1 La classe V

La classe positive "V" représente les battements ectopiques. Elle comprend les contractions ventriculaires prématurées (PVC).

Un battement ectopique est un battement anormal qui est suffisamment fréquent pour être considéré et pour estimer son apparition sur un enregistrement. Les PVC sont observés sur presque tous les enregistrements de la base de données MIT-BIH d'arythmies.

Contrairement aux battements normaux, qui proviennent de la dépolarisation des cellules sinusales, la PVC résulte de la dépolarisation spontanée d'un petit groupe de cellules ventriculaires, appelé foyer ectopique ventriculaire. L'impulsion électrique créée ne suit pas la voie de conduction normale (faisceau de His), elle se déplace plus lentement dans les ventricules. La contraction ventriculaire est ainsi étalée dans le temps et perd de son efficacité.

2.10.2 La classe N

La classe négative "N" représente la classe normale. Elle comprend tous les battements systoliques normaux (environ 70 % de la base MIT-BIH).

Les deux battements considérés sont illustrés par la figure 2.19:

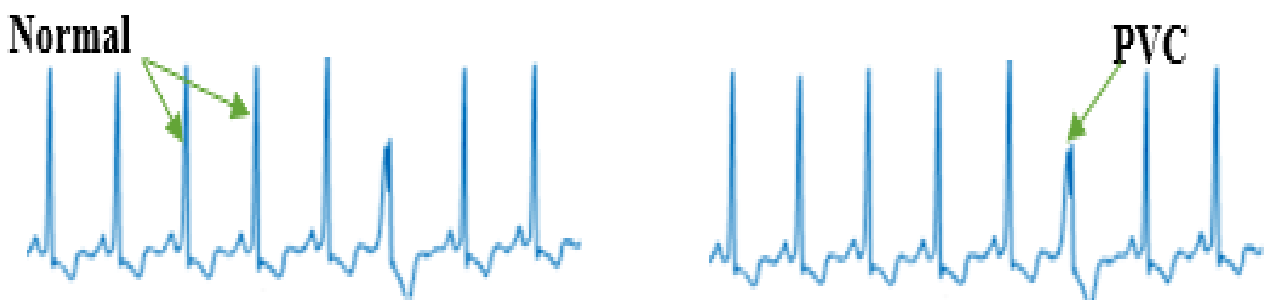


Figure 2.19. Différentes formes des battements cardiaques considérés.

2.11 La base de données MIT-BIH d'arythmies PhysioNet

Depuis 1975, les laboratoires de l'hôpital de Beth Israël à Boston et MIT ont contribué aux recherches sur l'analyse de l'arythmie et les sujets connexes. L'un des premiers succès de cet effort a été la base de données MIT-BIH sur l'arythmie, qui a commencé à être distribuée en 1980.

Cette base de données contient 48 enregistrements extraits d'une demi-heure d'enregistrements d'ECG ambulatoires à deux canaux, obtenus chez 47 sujets étudiés par le laboratoire d'arythmie du BIH entre 1975 et 1979. Vingt-trois enregistrements ont été choisis au hasard dans un ensemble de 4000 enregistrements ECG ambulatoires de 24 heures recueillis auprès d'une population mixte de patients hospitalisés (environ 60%) et de patients externes (environ 40%) à l'hôpital Beth Israel de Boston ; les 25 enregistrements restants ont été choisis dans le même ensemble pour inclure des arythmies moins courantes mais cliniquement significatives.

Les enregistrements ont été échantillonnés à une fréquence $F_e=360$ Hz avec une résolution de 11 bits sur une gamme de 10mV.

Chaque enregistrement a été annoté indépendamment par plusieurs cardiologues (deux au moins) ce qui permet d'avoir des études plus fiables.[17]

Le tableau suivant représente les annotations des battements cardiaques :

Annotation	Description
N	Battement normal (normal beat)
A	Contraction auriculaire prématuré (Atrial Prématuré Contraction)
V	Contraction ventriculaire prématuré (prématuré Ventriculaire contraction)
a	Contraction auriculaire prématuré aberré (aberrated Atrial Prématuré Contraction)
R	Bloc de branche droit (Right bundle branch block)
L	Bloc de branche gauche (Left bundle branch block)
P	Battement ectopique (Paced beat)
F	Fusion des battements V et N (fusion of ventricular and normal beat)
f	Fusion des battements P et N (fusion of paced and normal beat)
J	Battement nodal(ou jonctionnel) prématuré (Nodal (Junctional) premature beat)
j	Battement nodal(ou jonctionnel) échappé (Nodal (Junctional) escape beat)
E	Battement ventriculaire échappé (ventricular escape beat)
e	Battement auriculaire échappé (atrial escape beat)
S	Battement supraventriculaire prématuré (supraventricular premature beat)
Q	Battement non classé (unclassified beat)

Tableau 2.3. Les annotations des battements cardiaques de la base de données MIT/BIH.

2.12 Conclusion

Dans ce chapitre, le but était d'introduire la théorie de quelques méthodes anciennes et récentes de détection du complexe QRS, leurs méthodologies et résultats. Nous avons également présenté notre approche proposée pour cette détection basée sur les filtres médians, la MLR, la segmentation, les seuils de temps et d'amplitude et l'élimination statistique des faux pics, pour une extraction robuste des caractéristiques du signal ECG, puis une définition de la classification des arythmies cardiaques qui peut être faite par plusieurs classifieurs parmi les SVM avec leurs capacités à traiter non seulement des données linéairement séparables, mais aussi des données non linéairement séparables en utilisant des fonctions noyaux, et une maximisation de généralisation.

Enfin une description des deux classes considérées dans notre étude, et de la base de données (MIT-BIH) utilisée pour tester nos résultats.

Dans le chapitre suivant, les résultats du traitement qu'on a présenté précédemment sont présentés.

Chapitre 3

Résultats de détection du rythme cardiaque

Résultats de détection du rythme cardiaque

3.1 Introduction

La détection du QRS est une étape primordiale dans le traitement du signal ECG mais aussi difficile, car, la morphologie de ce complexe varie d'un individu à l'autre, même chez le même sujet, il varie d'un cycle à un autre.

En plus, des bruits d'origines diverses (contractions musculaires, artefacts de mouvement, interférence avec le réseau électrique, bruit respiratoire, mauvais contact entre les électrodes et la peau, ainsi que des ondes P et T de grandes amplitudes) peuvent aussi être confondus avec des complexes QRS.

Suite à la détection des R, nous pouvons calculer la fréquence cardiaque et analyser la variabilité du rythme cardiaque (Heart Rate Variability, HRV) et de détecter les arythmies cardiaques.

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats de détection des QRS par l'approche proposée. Nous analysons les signaux ECG de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database dans un environnement MATLAB. Nous comparons les résultats obtenus avec ceux d'autres auteurs. Nous évaluons les résultats de classification des battements cardiaques par les méthodes « Cross Validation » et « Hold-Out ».

3.2 MATLAB

MATLAB est un environnement de calcul vectoriel et matriciel d'une puissante librairie de visualisation. Son nom est dérivé de l'anglais MATrix LABORatory. Cette application, commercialisée par la société Mathworks, permet de résoudre des problèmes de calcul très complexe d'une façon simple et rapide.

Le logiciel de base est complété par des multiples toolboxes, c'est à dire des boîtes à outils qui représentent des bibliothèques de fonctions dédiés à des domaines spécifiés tel que l'automatique, l'analyse statistique et le traitement de signal qui est notre cas d'étude dans le but de détecter les complexes QRS par un algorithme basé sur l'utilisation de seuils de temps et d'amplitude avec élimination statistique des faux pics.

3.3 Résultats et interprétation

La base de données MIT-BIH Arrhythmia Database est formée de 48 enregistrements d'une durée de 30 minutes.

Trois paramètres d'évaluation sont utilisés pour mesurer la performance globale de la méthode proposée, la sensibilité (Se), la prédictivité positive (P+) et le taux d'erreur de détection (DER) :

$$Se = \frac{TP}{TP+FN} \quad (17)$$

$$P+ = \frac{TP}{TP+FP} \quad (18)$$

$$DER = \frac{FP+FN}{TB} \quad (19)$$

Résultats de détection du rythme cardiaque

Où ;

- TP est le vrai positif qui est le nombre de battements annotés détectés correctement.
- FN est le nombre de faux négatifs qui sont les battements manqués dans les annotations.
- FP est le faux positif, c'est-à-dire le nombre de battements qui ne sont pas annotés mais détectés par l'algorithme.
- TD est le nombre Total des battements annotés et non annotés Détecté par notre approche.
- TB est le nombre Total des Battements annotés dans l'enregistrement.

3.3.1 Résultats

L'algorithme de détection des complexes QRS que nous avons proposé est désigné pour opérer avec des fréquences d'échantillonnage de 360Hz, il est testé sur l'ensemble des enregistrements de la base de données MIT-BIH Arrhythmia Database, qui couvre un grand nombre de pathologies, d'artefacts ainsi qu'un grand éventail de types de battements, ce qui nous permet de valider la détection des ondes R pour un grand nombre de cas réels.

L'application de l'algorithme a été implémentée dans MATLAB 2016a, en utilisant un processeur Intel Core i5 à 2.30 GHz avec 8 Go de RAM et un système d'exploitation Windows 10 64 bits.

Les signaux présentés par la suite sont les résultats de la détection de quelques sujets, choisis parmi les enregistrements de la base utilisée.

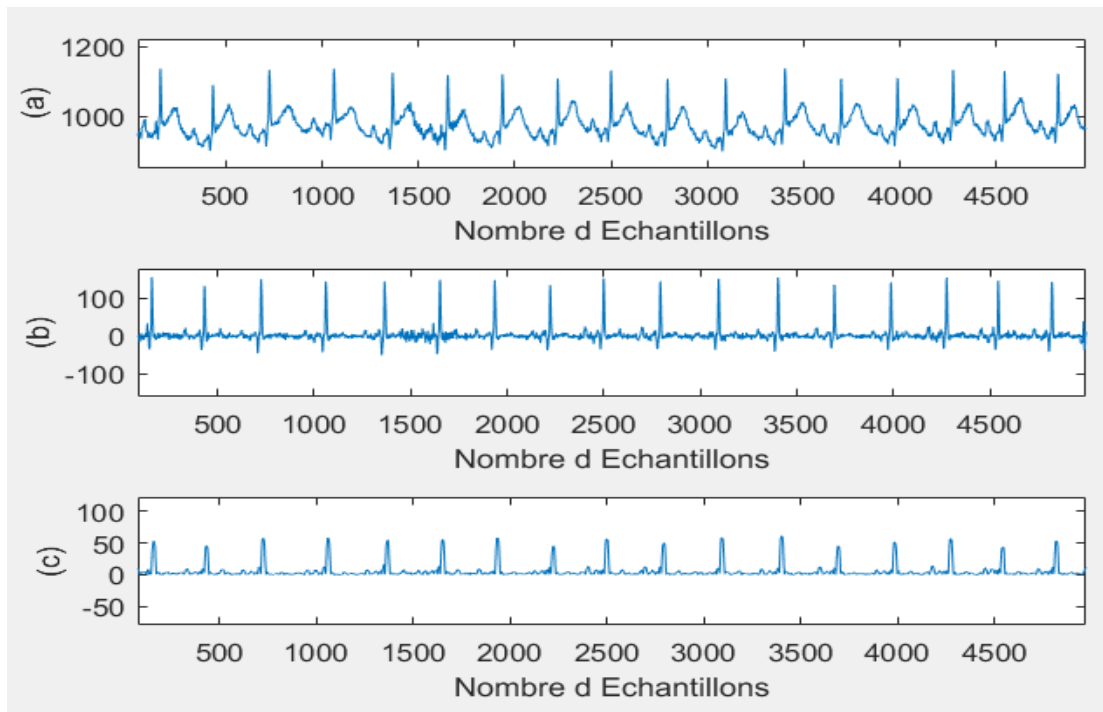


Figure 3.1. Sorties obtenues à partir de différentes étapes en mV(0-10s). (a) Signal ECG provenant de l'enregistrement 228 de la base de données MIT-BIH (b) signal obtenu après le filtrage médian avec une ligne de base corrigée (c) Signal obtenu après le prétraitement.

Résultats de détection du rythme cardiaque

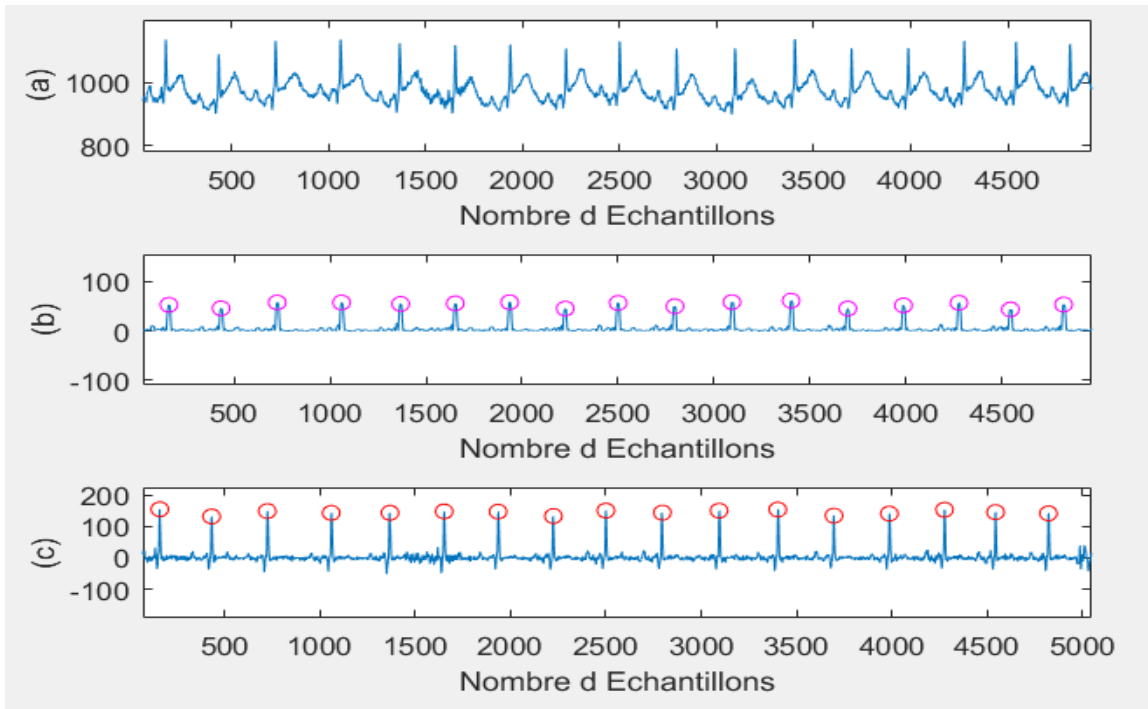


Figure 3.2. Sorties obtenues à partir de différentes étapes avec l'axe des y en mV. (a) Signal ECG provenant de l'enregistrement 228 de la base de données MIT-BIH, (b) Pics détectés dans le signal prétraité, (c) Pics détectés sur le signal original avec une ligne de base corrigée.

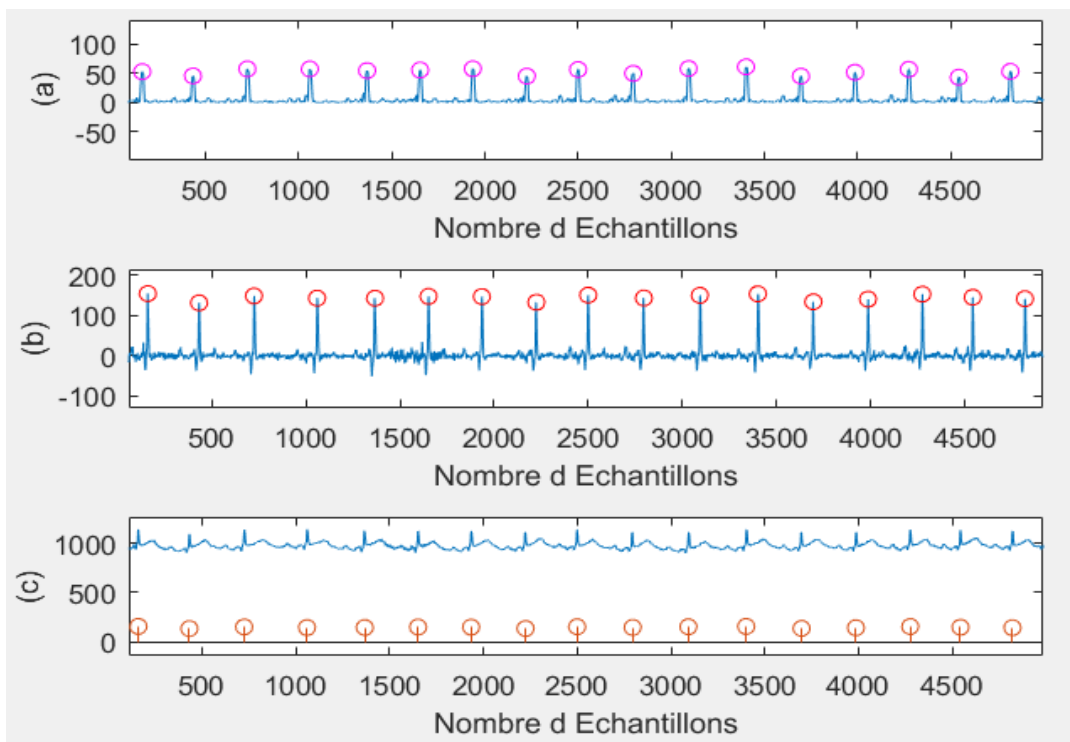


Figure 3.3. Sorties obtenues à partir de l'enregistrement 228 avec l'axe des y en mV (a) Pics détectés sur le signal prétraité. (b) Pics détectés sur le signal d'une ligne de base corrigée. (c) Détection parallèle au signal original.

Résultats de détection du rythme cardiaque

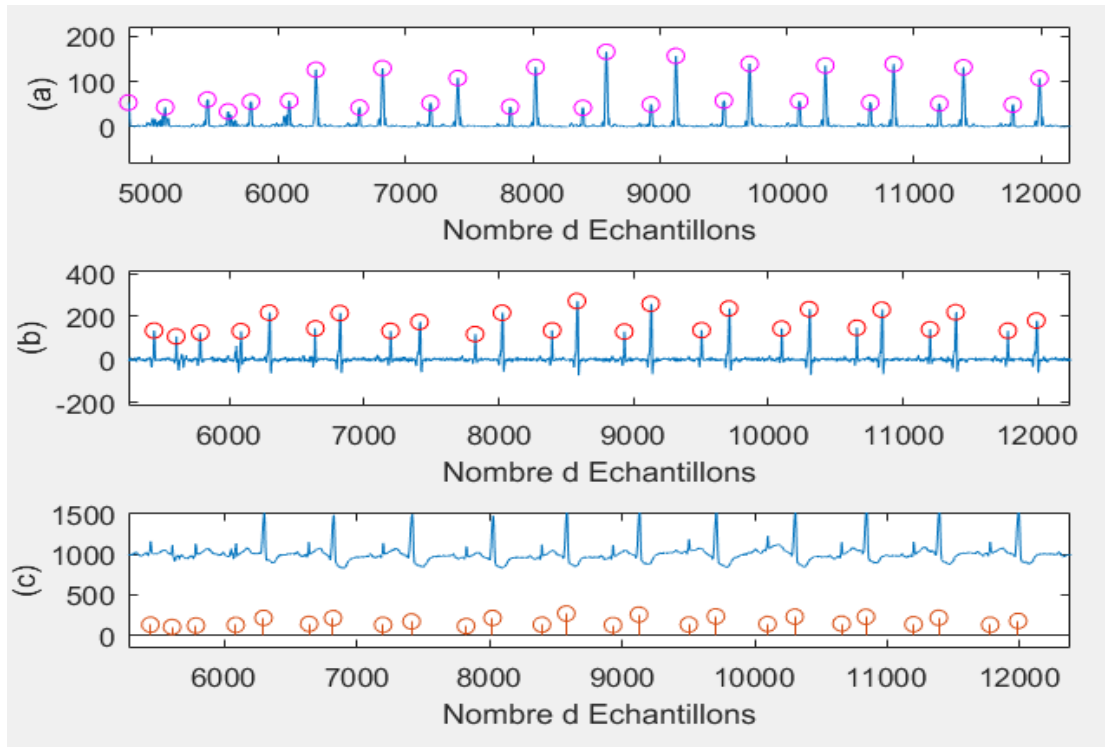


Figure 3.4. Sorties obtenues à partir de l'enregistrement 228 avec l'axe des y en mV dans une autre partie du signal (a) Pics détectés sur le signal prétraité. (b) Pics détectés sur le signal d'une ligne de base corrigée. (c) Détection parallèle au signal original.

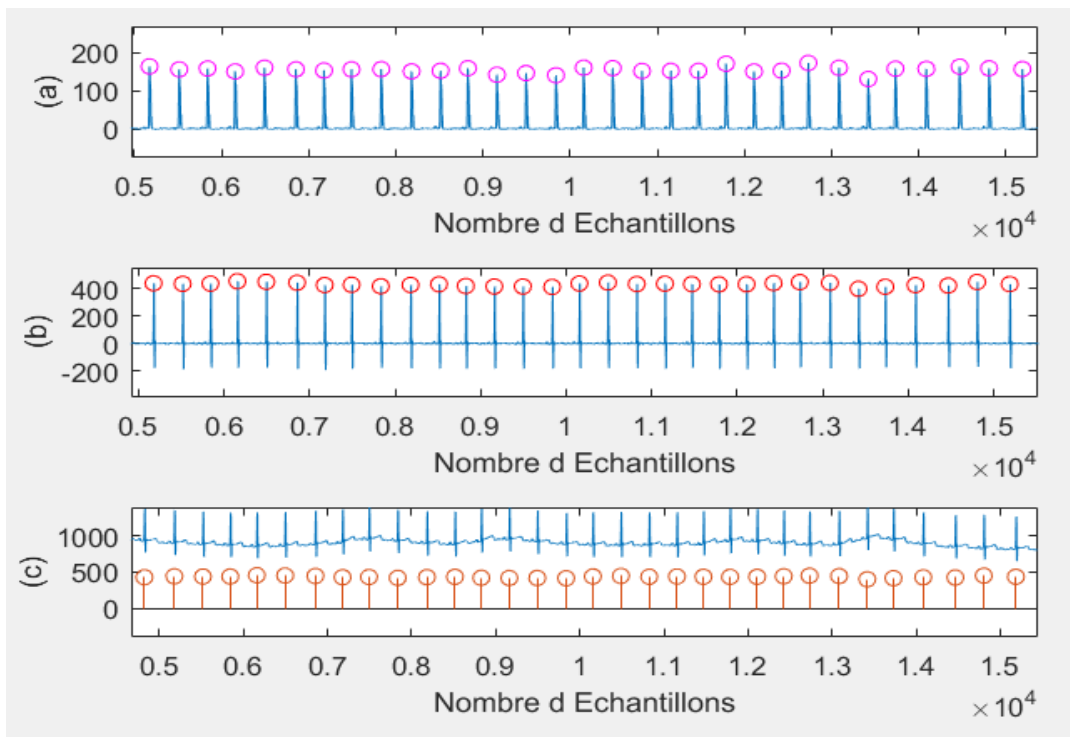


Figure 3.5. Sorties obtenues à partir de l'enregistrement 115 avec l'axe des y en mV. (a) Pics détectés sur le signal prétraité. (b) Pics détectés sur le signal d'une ligne de base corrigée. (c) Détection parallèle au signal original.

Résultats de détection du rythme cardiaque

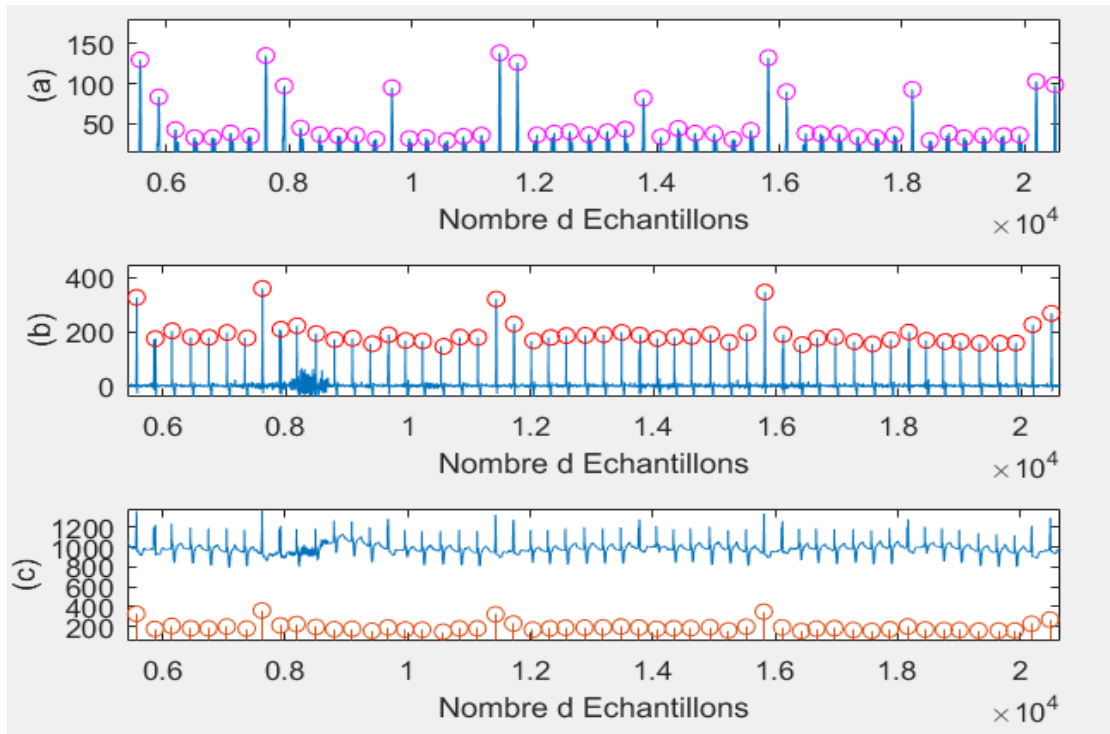


Figure 3.6. Sorties obtenues à partir de l'enregistrement 104 avec l'axe des y en mV. (a) Pics détectés sur le signal prétraité. (b) Pics détectés sur le signal d'une ligne de base corrigée. (c) Détection parallèle au signal original.

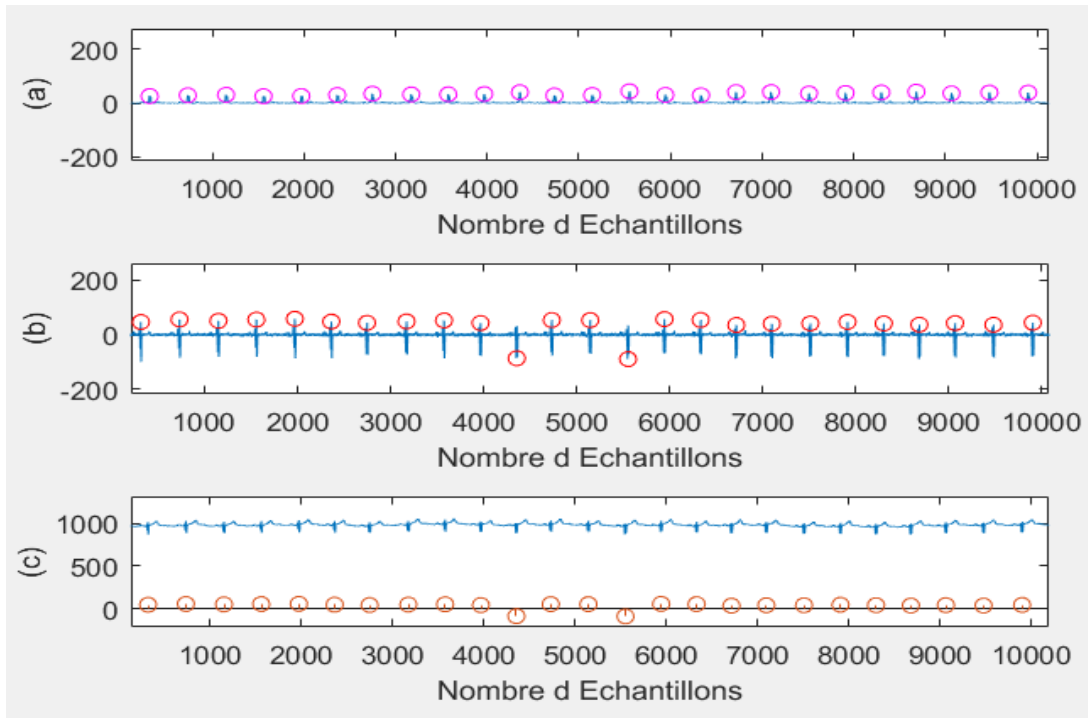


Figure 3.7. Sorties obtenues à partir de l'enregistrement 114 avec l'axe des y en mV. (a) Pics détectés sur le signal prétraité. (b) Pics détectés sur le signal d'une ligne de base corrigée. (c) Détection parallèle au signal original.

Résultats de détection du rythme cardiaque

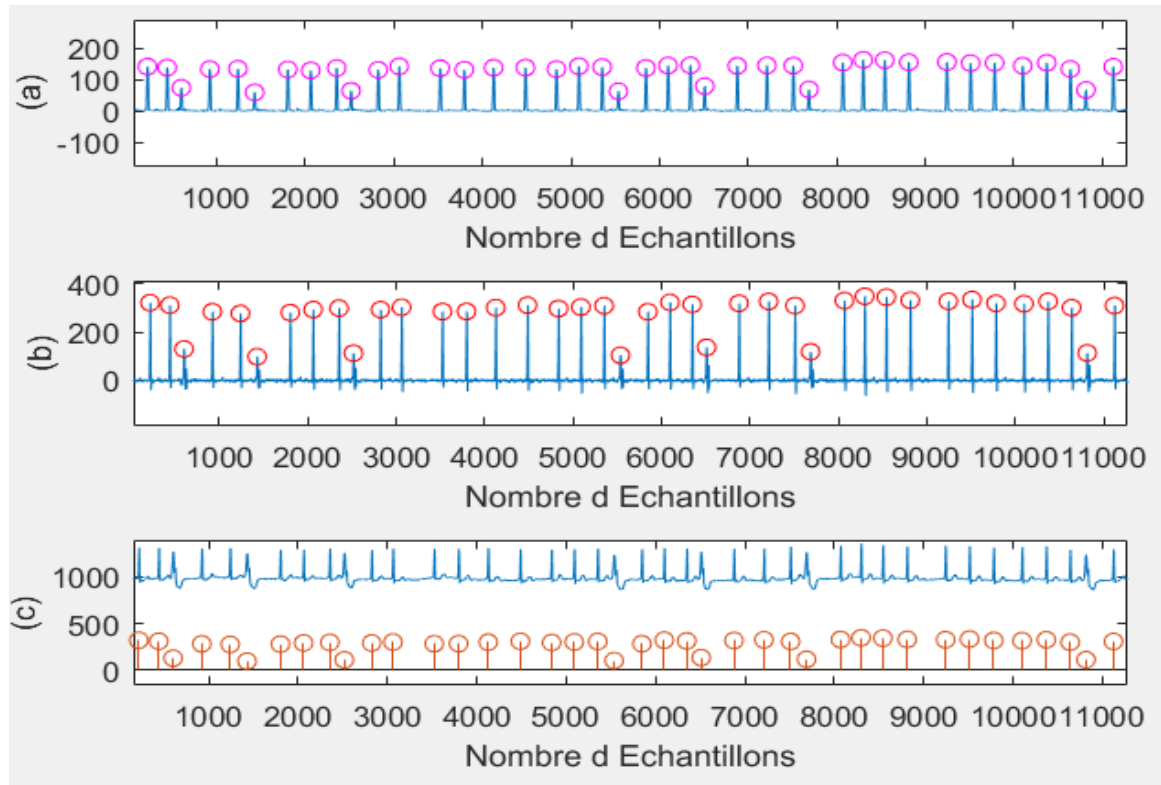


Figure 3.8. Sorties obtenues à partir d'une autre partie de l'enregistrement 221 avec l'axe des y en mV. (a) Pics détectés sur le signal prétraité. (b) Pics détectés sur le signal d'une ligne de base corrigée. (c) Détection parallèle au signal original.

3.3.2 Interprétation des résultats

La figure 3.1, 3.2, 3.3 et 3.4 montrent les étapes suivies dans l'approche proposée pour une détection des pics, avec ces résultats obtenus, on remarque que la dérivée de la ligne de base est fixée et tout bruit de basse ou haute fréquence est très réduit, les pics sont correctement détectés.

La figure 3.5, est un enregistrement d'une jeune femme saine, avec un intervalle R-R quasiment constant, une très faible quantité de bruit et une ligne de base très peu dérivée, qui a aidé à détecter tous les pics convenablement, avec un taux d'erreur nul.

Dans la figure 3.6, il y a de faibles quantités de bruit avec le décalage de la ligne de base, qui est fixée, et les pics sont exactement détectés.

La figure 3.8 montre des PVC qui sont correctement détectées à la place des Pics R (positif), même avec les ondes P et T de grandes amplitudes (négatives) qui les entourent.

On peut dire d'après les signaux obtenus, que le prétraitement, la combinaison des deux filtres médians en cascade et la régression linéaire mobile, non seulement diminuent les ondes P et T mais éliminent aussi la dérive de la ligne de base, tout autre bruit de basse et de haute fréquence qui pourrait se trouver dans l'enregistrement est également minimisé, voire totalement éliminé.

Résultats de détection du rythme cardiaque

De même, après l'étape de post traitement et la sous étape de recherche en arrière, la détection des pics est réussie et très efficace, tous les pics sont précisément détectés, l'étape n'a rencontré des problèmes qu'avec l'enregistrement 203 (figure 3.9) de la base de données MIT-BIH d'arythmies, cet enregistrement est difficile à détecter, même pour les humains [23] parce qu'il contient une grande quantité de bruit instrumental, des PVC multifformes, et plusieurs changements morphologiques des QRS.

Par conséquent, les pics ne sont pas tous correctement détectés, ce qui entraîne certains faux positifs et négatifs et un taux d'erreur un peu élevé par rapport aux autres 47 enregistrements.

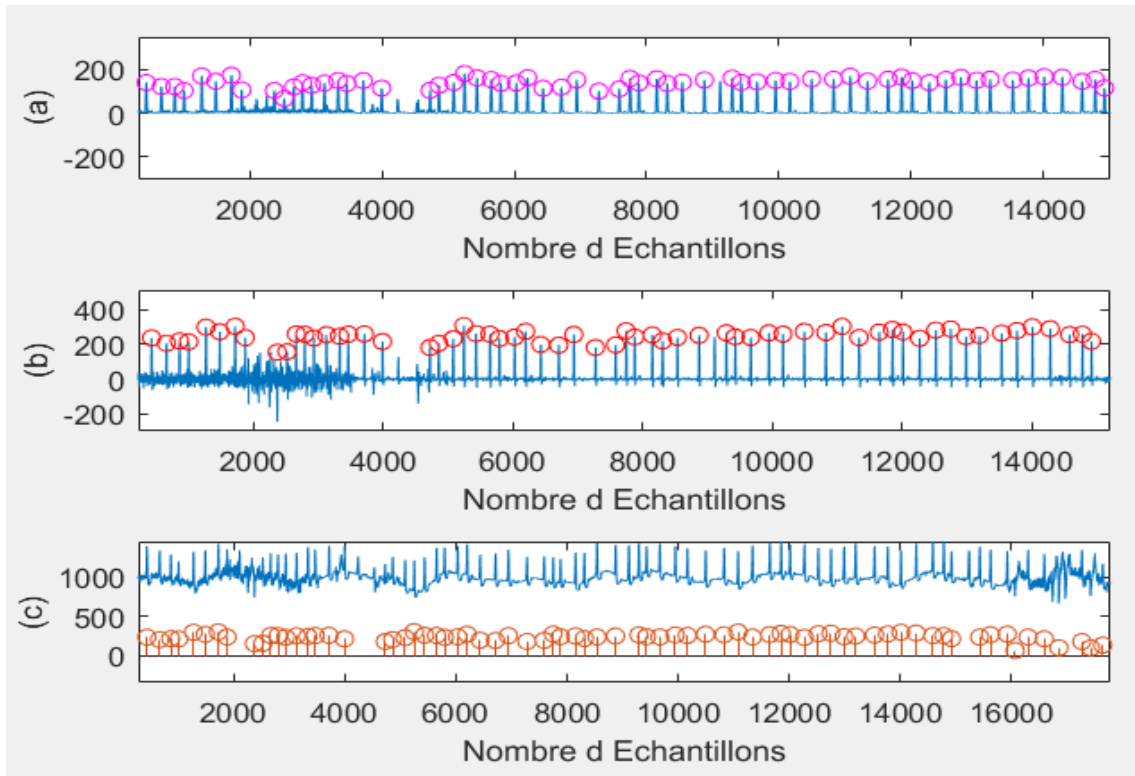


Figure 3.9. Sorties obtenues à partir de l'enregistrement 203 avec l'axe des y en mV. (a) Pics détectés sur le signal prétraité. (b) Pics détectés sur le signal d'une ligne de base corrigée. (c) Détection parallèle au signal original.

L'algorithme de l'approche proposée est facile à comprendre, sa complexité est faible, car, sa procédure est bien définie, sa faible charge de calcul diminue le temps de son exécution.

Les résultats sont très fiables et montrent de meilleures performances, l'approche proposée fonctionne très bien et fournit une grande précision et prédictivité et un faible taux d'erreur.

Le tableau suivant montre les résultats de la visualisation des pics sur les 48 enregistrements durant les cent premières secondes, des individus différents de la base de données MIT-BIH d'arythmies :

Résultats de détection du rythme cardiaque

Enregistr.	TB	TD	TP	FP	FN	Se (%)	P+ (%)	DER (%)
100	87	87	87	0	0	100	100	0
101	81	81	81	0	0	100	100	0
102	84	84	84	0	0	100	100	0
103	82	81	81	0	1	98.78	100	0.01
104	86	86	86	0	0	100	100	0
105	94	93	93	0	1	98.94	100	0.01
106	79	78	78	0	1	97.64	100	0.01
107	84	83	83	0	1	97.67	100	0.01
108	65	63	63	0	2	96.93	100	0.03
109	108	108	108	0	0	100	100	0
111	82	82	82	0	0	100	100	0
112	101	101	101	0	0	100	100	0
113	68	68	68	0	0	100	100	0
114	63	63	63	0	0	100	100	0
115	75	75	75	0	0	100	100	0
116	91	91	91	0	0	100	100	0
117	60	60	60	0	0	100	100	0
118	85	84	84	0	1	98.98	100	0.01
119	84	82	82	0	2	97.61	100	0.02
121	72	71	71	0	1	98.62	100	0.01
122	104	104	104	0	0	100	100	0
123	58	58	58	0	0	100	100	0
124	59	59	59	0	0	100	100	0
200	100	99	99	0	0	99	100	0
201	106	105	105	0	1	99.05	100	0.009
202	66	65	65	0	1	98.48	100	0.01
203	130	125	121	4	9	93.08	96.8	0.1
205	105	103	103	0	2	98.1	100	0.02
207	84	81	78	3	6	92.85	96.3	0.1
208	126	124	123	1	3	97.62	97.59	0.03
209	123	123	123	0	0	100	100	0
210	109	107	107	0	2	98.16	100	0.01
212	105	105	105	0	0	100	100	0
213	132	132	132	0	0	100	100	0
214	89	88	88	0	1	98.88	100	0.01
215	121	121	121	0	0	100	100	0
217	84	84	84	0	0	100	100	0
219	69	67	66	1	3	95.65	98.5	0.05
220	93	93	93	0	0	100	100	0
221	95	95	95	0	0	100	100	0
222	92	92	92	0	0	100	100	0
223	91	91	91	0	0	100	100	0
228	83	82	82	0	1	98.8	100	0.01
230	98	98	98	0	0	100	100	0
231	74	74	74	0	0	100	100	0
232	67	67	67	0	0	100	100	0
233	118	117	117	0	1	99.16	100	0.008
234	109	109	109	0	0	100	100	0
Total 48	4251	4097	4088	9	40	99.76	99.78	0.4

Tableau 3.1. Résultats de la base de données d'arythmie MIT-BIH.

3.4 Classification des battements cardiaques

Comme mentionné dans le 2^{ème} chapitre, notre étude est basée sur une classification SVM binaire.

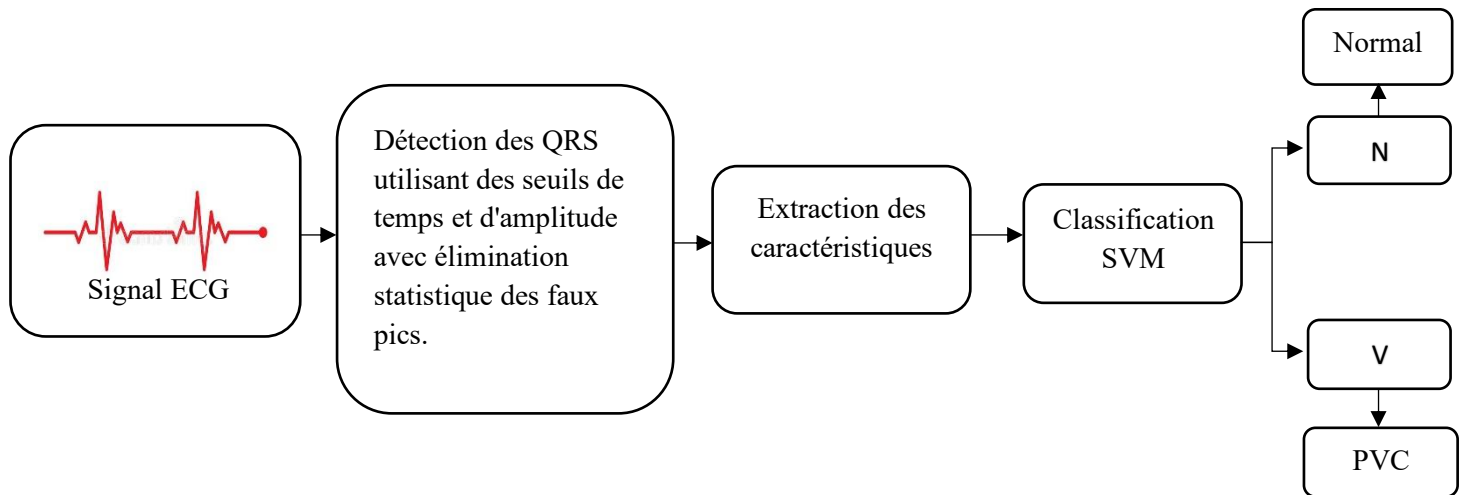


Figure 3.10. Système proposé pour la classification des battements cardiaques.

3.4.1 Extraction des caractéristiques

Pour la classification SVM, chaque battement cardiaque est représenté par un vecteur de caractéristiques à 7 éléments, obtenu après une extraction des paramètres du signal ECG, qui sont les ondes Q, R et S, leurs amplitudes, les segments entre eux et les intervalles R-R entre chaque pic R et celui qui le précède.

3.4.1.1 Détection des ondes Q et S

Après la détection des pics R par l'approche proposée, les ondes Q et S sont détectées, ces dernières sont de haute fréquence, de faible amplitude et énergie [30].

En outre, les ondes Q et S sont des déviations négatives qui se produisent de part et d'autre du pic R, généralement sur un intervalle de temps maximal de 0,1 seconde. L'onde gauche, notée Q, est considérée comme étant l'amplitude minimale qui précède le pic R et l'onde S l'amplitude minimale qui le suit.

Les figures 3.11 et 3.12 au-dessous montrent les résultats de la détection des ondes Q, R et S obtenus à partir des enregistrements 223 et 215 de la base de données MIT-BIH d'arythmies sous MATLAB. On observe que les deux sujets ont deux types de battement cardiaque ; normal et PVC, ce qui veut dire que même avec un changement de morphologie du complexe QRS et de ses amplitudes, l'algorithme a détecté avec précision tous les pics.

Résultats de détection du rythme cardiaque

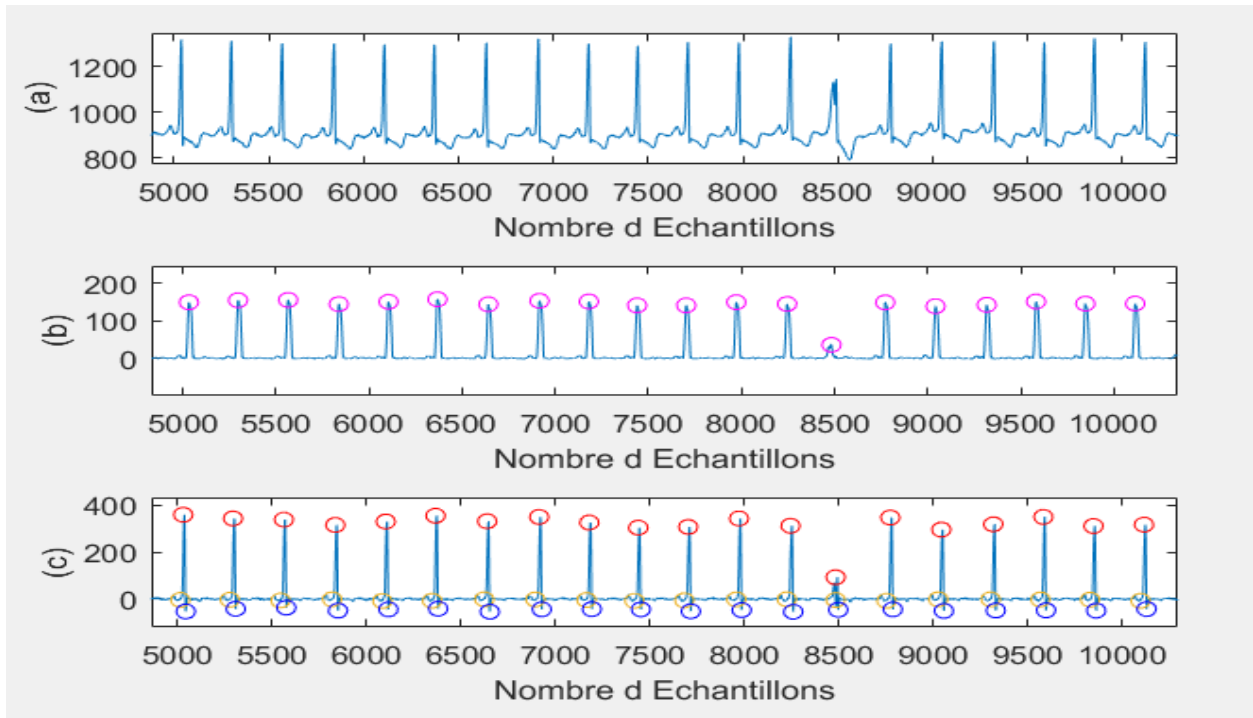


Figure 3.11. Sorties obtenues à partir de l'enregistrement 223 avec l'axe des y en mV. (a) Signal original (b) Pics R détectés sur le signal prétraité. (c) Pics détectés sur le signal d'une ligne de base corrigée où les cercles jaunes fournis montrent les pics Q, les cercles rouges fournis montrent les pics R, les cercles bleus fournis montrent les pics S, détectés.

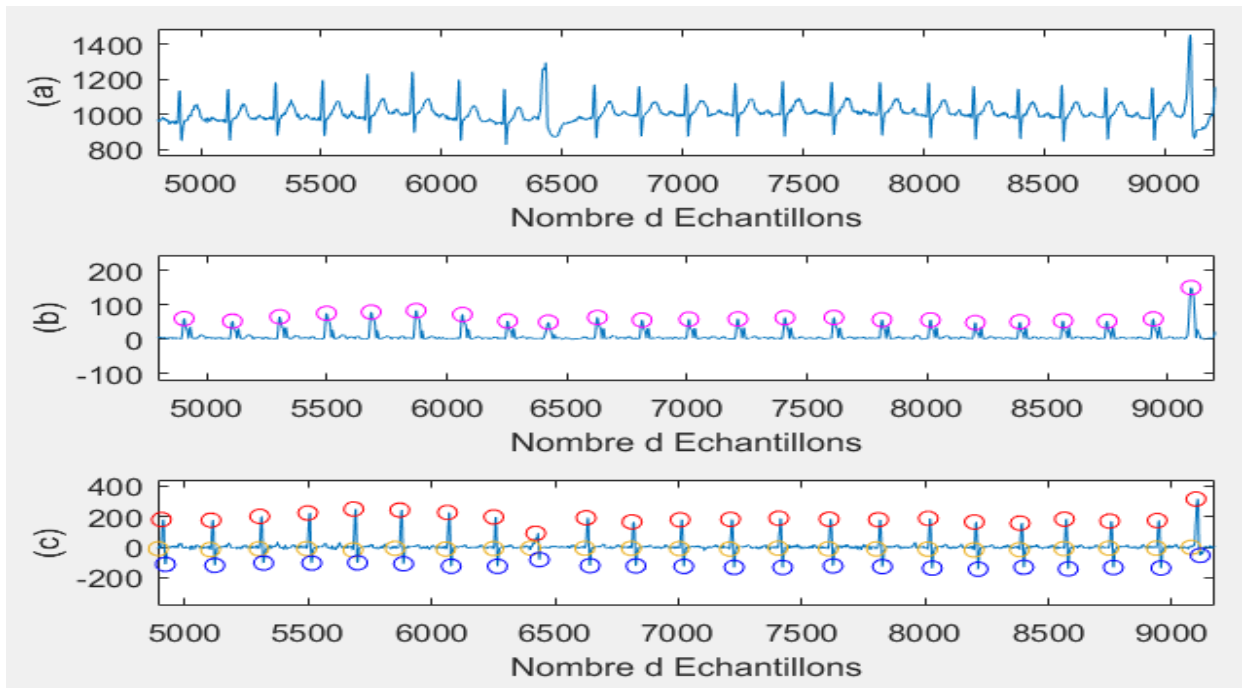


Figure 3.12. Sorties obtenues à partir de l'enregistrement 215 avec l'axe des y en mV. (a) Signal original (b) Pics R détectés sur le signal prétraité. (c) Pics détectés sur le signal d'une ligne de base corrigée où les cercles jaunes fournis montrent les pics Q, les cercles rouges fournis montrent les pics R, les cercles bleus fournis montrent les pics S, détectés.

Résultats de détection du rythme cardiaque

3.4.1.2 Mesure de régularité

La mesure de la régularité des battements est souvent effectuée par la mesure des intervalles RR, qui sont l'écart temporel entre le pic R du battement considéré et le pic R du battement précédent. L'absence de cette régularité des battements cardiaques est une caractéristique d'arythmie très importante pour le diagnostic.

Pour quantifier la régularité des battements, nous avons procédé comme suit : Soit n l'indice du battement R considéré, l'intervalle RR correspondant est donné par : $RR_n = R_n - R_{n-1}$. Nous avons ensuite normalisé cette grandeur afin de la rendre indépendante du rythme cardiaque. L'intervalle RR normalisé est défini comme suit :

$$RR_{norm} = \frac{RR_n - E[RR]}{\max(RR)}$$

Où $E[RR]$ est la moyenne des intervalles RR du même enregistrement.

3.4.2 Les techniques de séparation des données (Apprentissage /Test)

Lors de la construction d'un modèle d'apprentissage automatique à l'aide de certaines données divisées en deux ensembles ; l'ensemble d'apprentissage pour former le modèle, et l'ensemble de validation/test pour le valider sur des données dont il n'a jamais vu avant, les méthodes de division les plus utilisées sont : "la validation croisée" et la méthode "Hold-Out".

3.4.2.1 La validation croisée

La cross validation ou validation croisée est une méthode statistique qui permet d'évaluer les performances des modèles d'apprentissage automatique et qui permet de mieux utiliser les données.

En d'autres termes, elle consiste à utiliser un échantillon limité pour estimer comment le modèle devrait se comporter en général, lorsqu'il est utilisé pour faire des prédictions sur des données qui n'ont pas été utilisées pendant l'apprentissage du modèle. Il s'agit d'une méthode répandue parce qu'elle est simple à comprendre et parce qu'elle donne généralement lieu à une estimation moins biaisée qu'une simple répartition apprentissage/test.

Dans la validation croisée, nous faisons plus d'un fractionnement (division), soit 2, 5, 10 ou tout autre nombre K. Ces fractionnements sont appelés plis, et il existe de nombreuses stratégies pour les créer :

- Simple K-Folds.
- Leave One Out.
- Stratified Cross Validation.

Résultats de détection du rythme cardiaque

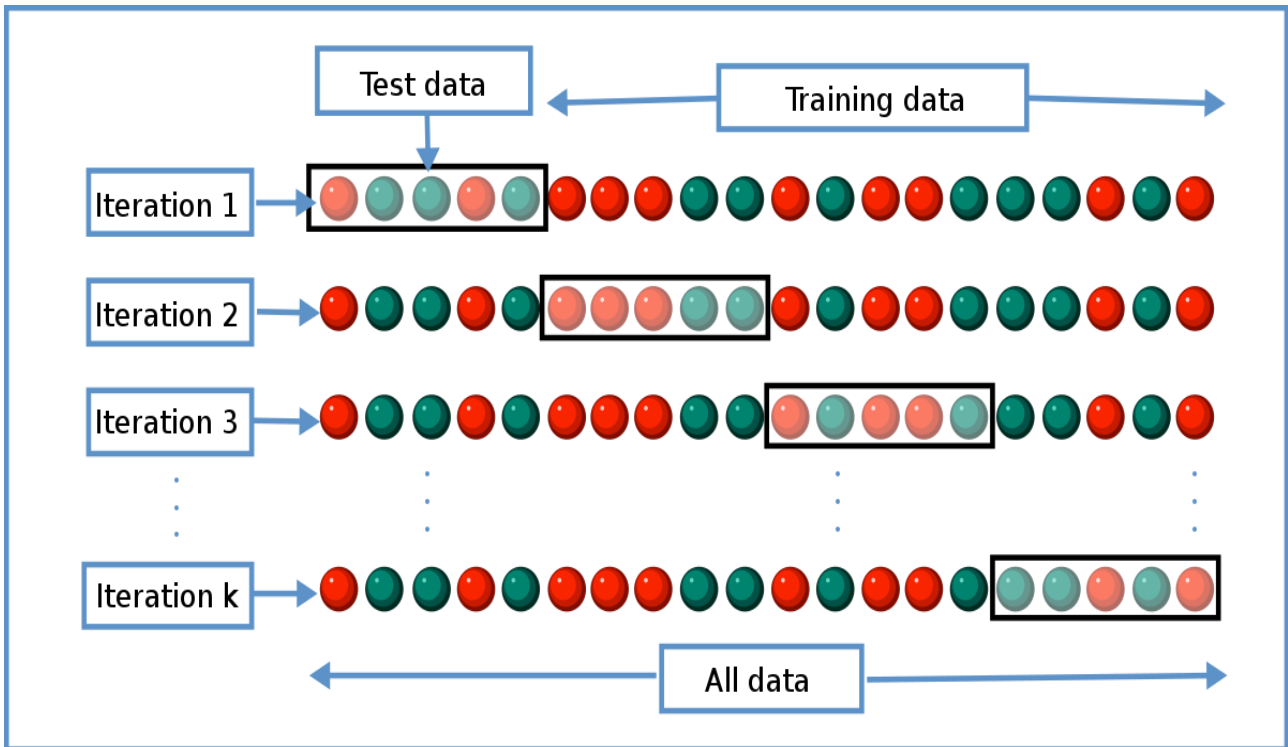


Figure 3.13. La division de la base de données avec la validation croisée d'ordre k.

3.4.2.2 La méthode « Hold-Out »

La méthode Hold-out est la méthode la plus simple pour évaluer un classificateur. Dans cette méthode, l'ensemble de données (une collection d'éléments de données ou d'exemples) est séparé en deux ensembles, appelés ensemble de formation et ensemble de test, comme le montre la figure 3.14.

L'ensemble de données est divisé de manière à ce que le maximum de données appartienne à l'ensemble de formation et le reste à l'ensemble de test. Ainsi, la formation et le test ne sont effectués qu'une seule fois.

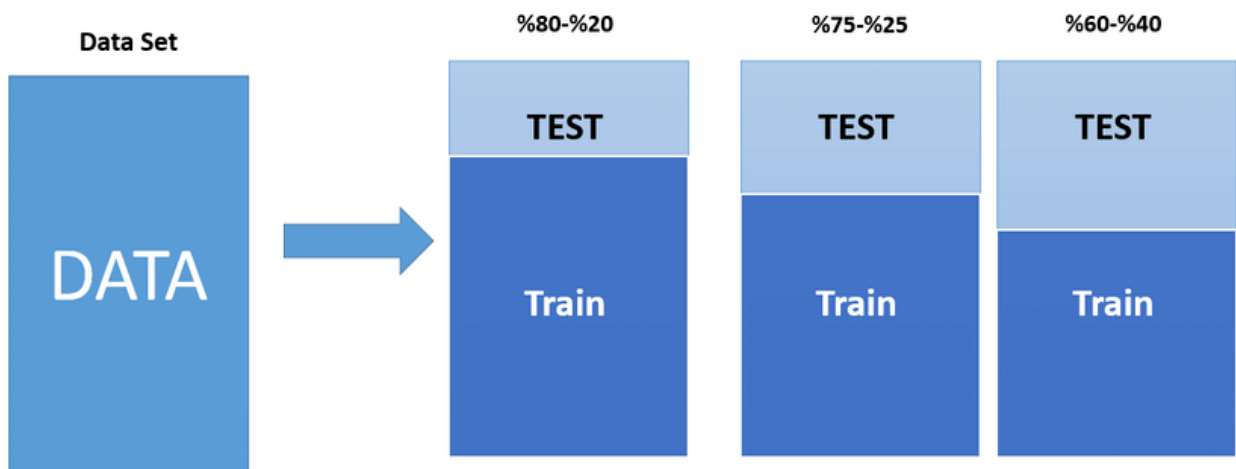


Figure 3.14. La division de la base de données en utilisant la méthode « Hold-out ».

Résultats de détection du rythme cardiaque

3.4.3 Résultats de la classification

3.4.3.1 Présentation des expériences réalisées

Cent premières secondes de quatre enregistrements ECG, qui correspondent aux sujets ayant deux types de battement ; normal (N) et arythmique (V), ont été extraits de la base de données du MIT-BIH d'arythmies. Cela nous a permis de créer une base de données, qui est ensuite utilisée dans plusieurs tests. Nous avons également utilisé les deux méthodes : "la validation croisée" et "Hold-out" pour la division des données d'apprentissage/de test. Le tableau 3.2 présente les quatre enregistrements avec le nombre et le type des battements disponibles pour chacun d'entre eux.

Sujet	Battement Type N	Battement Type V	Total
223	91	2	93
215	121	9	130
108	65	2	67
105	94	4	98
Total	371	14	388

Tableau 3.2 Les quatre enregistrements avec le nombre de battements de chaque type.

Résultats de détection du rythme cardiaque

- 1ere expérience

Dans cette expérimentation, on va effectuer un test pour le sujet '223' qui a des battements de type N et de type V. Il s'agit donc d'une classification binaire de la classe N contre la classe V. Nous considérons les battements d'un seul enregistrement pour l'apprentissage et pour le test.

Pour ce test, nous adoptons la méthode « Hold out » 20% et trois tests de validation croisée (k=2, 5 et 10). Les résultats obtenus sont représentés dans le tableau 3.3.

Sujets '223'.								
	Hold-Out (20%)		Cross validation K=2		Cross validation K=5		Cross validation K=10	
	Apprentissage (%)	Test (%)	Apprentissage (%)	Test (%)	Apprentissage (%)	Test (%)	Apprentissage (%)	Test (%)
SVM avec Noyau Linéaire	99.61	90	99.77	95.75	100	95.89	100	96
SVM avec Noyau RBF	99	89.67	98	95.65	100	95.89	100	95.89
SVM avec Noyau Polynomial	100	94.73	100	95.65	100	98	100	97.26

Tableau 3.3. Résultats d'apprentissage et de test de la 1ère épreuve du sujet '223'.

A partir du tableau 3.3, nous pouvons constater que les meilleurs résultats ont été obtenu en utilisant le SVM avec noyau Polynomial. Nous pouvons également constater que les deux noyaux SVM (Linéaire et RBF) ont des capacités de généralisation acceptables puisqu'ils donnent de bons résultats aussi.

Résultats de détection du rythme cardiaque

- 2ème expérience

Dans cette expérimentation on va effectuer un test multi-sujet. Nous considérons trois enregistrements : '105', '208' et '223' qui ont des battements de type N et de type V. Il s'agit donc d'une classification de la classe N contre la classe V avec trois sujets à la fois. Pour ce test, nous adoptons la méthode « Hold out » 20% et trois tests de validation croisée (k=2, 5 et 10). Les résultats obtenus sont représentés dans le tableau 3.4.

Sujets '105', '108', '223'								
	Hold-Out (20%)		Cross validation K=2		Cross validation K=5		Cross validation K=10	
	Apprentissage	Test	Apprentissage	Test	Apprentissage	Test	Apprentissage	Test
	(%)	(%)	(%)	(%)	(%)	(%)	(%)	(%)
SVM avec Noyau Linéaire	97	96	96.8	96.8	98	96.5	98	96.5
SVM avec Noyau RBF	98	96	96.8	96.8	98	97.5	100	97
SVM avec Noyau Polynomial	99	98	96	93.6	94	98	98	97.5

Tableau 3.4. Résultats d'apprentissage et de test de la 2ème épreuve des sujets '105', '108' et '223'.

D'après le tableau 3.4, on peut voir que les résultats obtenus par la classification SVM avec le noyau RBF sont les meilleurs. Nous pouvons également constater que les deux noyaux SVM (Linéaire et Polynomial) ont des capacités de généralisation acceptables puisqu'ils donnent de bons résultats aussi.

Résultats de détection du rythme cardiaque

- 3ème expérience

Dans cette expérimentation on va effectuer un test multi-sujet. Nous considérons les quatre enregistrements '105', '108', '215' et '223' qui ont des battements de type N et de type V. Il s'agit donc d'une classification de la classe N contre la classe V avec quatre sujets à la fois. Pour ce test, nous adoptons la méthode « Hold out » 20% et trois tests de validation croisée (k=2, 5 et 10). Les résultats obtenus sont représentés dans le tableau 3.5.

Sujets '105', '108', '215', '223'								
	Hold-Out (20%)		Cross validation K=2		Cross validation K=5		Cross validation K=10	
	Apprentissage (%)	Test (%)	Apprentissage (%)	Test (%)	Apprentissage (%)	Test (%)	Apprentissage (%)	Test (%)
SVM avec Noyau Linéaire	98.33	96	97.86	97.88	98.66	97.66	98.64	97.67
SVM avec Noyau RBF	99	96	97.86	97.87	98.67	97.67	97.3	97.67
SVM avec Noyau Polynomial	99.33	96	98.4	98.94	98.66	98.33	100	98.34

Tableau 3.5 Résultats d'apprentissage et de test de la 3ème épreuve du patient '105','108','215' et '223'.

Selon le tableau 3.5, nous pouvons constater que les meilleurs résultats ont été obtenus en utilisant le SVM avec noyau Polynomial. Nous pouvons également constater que les deux noyaux SVM (Linéaire et RBF) ont des capacités de généralisation acceptables puisqu'ils donnent de bons résultats également.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, les résultats de notre approche sont présentés et comparés avec d'autres méthodes de la littérature. On a vu que l'utilisation des filtres médians pouvait minimiser les ondes P et T, ainsi que l'errance de la ligne de base. La division de l'enregistrement en plusieurs segments a permis de réduire le temps de traitement et d'améliorer la précision. En outre, l'élimination statistique des faux pics, a identifié très peu de faux positifs et a donc montré une meilleure prédictivité positive que d'autres méthodes mentionnées dans ce mémoire. De même, la recherche en arrière a été capable d'identifier les pics manquants même de faible amplitude.

Les résultats globaux ont montré une meilleure performance dans la plupart des enregistrements que les autres méthodes. Ainsi, l'algorithme proposé est plus performant en termes de détection automatique avec un pourcentage plus élevé du taux de détection.

Les résultats du système proposé pour la classification SVM binaire des battements cardiaques montrent également de meilleures performances pour les trois expériences (a mono sujet et a multi-sujet). On peut noter que dans notre étude et pour la base de données qu'on a formé avec les paramètres extraits, le SVM avec noyau polynômial a permis d'avoir les meilleures performances.

Résultats de détection du rythme cardiaque

Conclusion générale

L'électrocardiogramme est l'un des principaux signaux physiologiques générés par la polarisation et la dépolarisation rythmiques du cœur, en termes simples, l'ECG est la représentation des activités électriques du cœur, cela signifie que tout problème cardiaque se traduit par des changements dans sa forme.

Effectivement l'enregistrement de l'activité électrique du cœur (ECG) est l'outil de base dans le diagnostic de l'arythmie qui est l'une des maladies les plus meurtrières dans le monde.

Dans ce travail, on s'est intéressé au développement et à la mise en œuvre d'un système de classification des battements cardiaques.

Le système proposé comporte deux phases ;

Premièrement, l'extraction des caractéristiques, par un algorithme basé sur des seuils de temps et d'amplitude avec élimination statistique des faux pics, pour une détection robuste des QRS.

Ensuite, la classification par les SVM, qui sont des classificateurs simples a utilisé et qui présentent plusieurs avantages tel que, les performances de généralisation et la convergence vers une solution globale.

Les performances du système proposé dans ce mémoire, ont été évaluées sur les signaux ECG de la base de données MIT-BIH qui contient un nombre important de cas normaux et d'arythmies. Les résultats obtenus sont très fiables et indiquent de meilleures performances pour la détection des QRS, et montrent un taux élevé de classification correcte dans les phases d'apprentissage et de test.

À l'avenir, nous comptons appliquer ce système à des problèmes multi-classes, de tous les battements cardiaques de chaque enregistrement de la base de données MIT-BIH d'arythmies, durant les trente minutes.

Références

- [1] [Global Health Statistics 2013] GHS Global Health Statistics. The atlas of heart diseases and stroke. 2013.
- [2] T. Sharma and K. K. Sharma, “QRS complex detection in ECG signals using locally adaptive weighted total variation denoising,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 87, pp. 187–199, Aug. 2017.
- [3] G.D. Clifford, F. Azuaje, P.E. McSharry, *ADVANCED METHODS AND TOOLS FOR ECG DATA ANALYSIS*, Artechouse, 2006.
- [4] D. P. Zipes, J. Jalife, *CARDIAC ELECTROPHYSIOLOGY: FROM CELL TO BEDSIDE*, Philadelphia, W.B. Saunders and Company, 2004.
- [5] K.Bensafia, “ Transmission sans fil, par voie GSM, et traitement du signal électrocardiographie (ECG)”, mémoire de magister, département d’électronique, université Mouloud Mammeri, Tizi- Ouzou.
- [6] R.Benali, “ Analyse du signal ECG par réseau adaptif d’ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques ”, laboratoire de génie biomédical, Université Abou Beker Belkaid, avril, 2013.
- [7] [Waller 1893] A Waller. An introduction to human physiology. New-York : Longmans Green, 1893.
- [8] [Hurst 1998] J Willis Hurst. Naming of the waves in the ECG, with a brief account of their genesis. *Circulation*, vol. 98, no. 18, pages 1937–1942, 1998.
- [9] HAMADOU EL MEHDI et BENDEHNOUN ALI « Développement et réalisation pratique d’un électrocardiographe ECG », Département de Génie Electrique, Spécialité électrotechnique, Centre Universitaire d’Ain Témouchent, année 2013/2014.
- [10] [Einthoven 1906] Willem. Einthoven. Electrocardiogramme. In archives internationales de physiologie, pages 132–164, 1906
- [11] [Wilson 1934] Frank N Wilson, Franklin D Johnston, A Garrard Macleod et Paul S Barker. Electrocardiograms that represent the potential variations of a single electrode. *American Heart Journal*, vol. 9, no. 4, pages 447–458, 1934.
- [12] [Goldberger 1942] Emanuel Goldberger. A simple, indifferent, electrocardiographic electrode of zero potential and a technique of obtaining augmented, unipolar, extremity leads. *American Heart Journal*, vol. 23, no. 4, pages 483–492, 1942.
- [13] [Wilson 1944] Frank N Wilson, Franklin D Johnston, Francis F Rosenbaum, Herman Erlanger, Charles E Kossmann, Hans Hecht, Nelson Cotrim, Roberto Menezes de Oliveira,

Roberto Scarsi et Paul S Barker. The precordial electrocardiogram. *American Heart Journal*, vol. 27, no. 1, pages 19–85, 1944.

[14] [Grossmann 1985] Alex Grossmann et Jean Morlet. Decomposition of functions into wavelets of constant shape, and related transforms. In *Mathematics+ Physics : Lectures on Recent Results (Volume 1)*, pages 135–165. World Scientific, 1985.

[15] J. Pan and W. J. Tompkins, “A real-time QRS detection algorithm,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-32, no. 3, pp. 230–236, Mar. 1985.

[16] L. El Bouny, M. Khalil, and A. Adib, “A wavelet denoising and Teager energy operator-based method for automatic QRS complex detection in ECG signal,” *Circuits, Syst., Signal Process.*, vol. 39, no. 10, pp. 4943–4979, Oct. 2020

[17] Moody GB, Mark RG. The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database. *IEEE Eng in Med and Biol* 20(3):45-50 (May-June 2001). (PMID: 11446209)

[18] Iyengar N, Peng C-K, Morin R, Goldberger AL, Lipsitz LA. Age-related alterations in the fractal scaling of cardiac interbeat interval dynamics. *Am J Physiol* 1996;271:1078-1084

[19] R. W. Koster and H. J. J. Wellens, “Quinidine-induced ventricular flutter and fibrillation without digitalis therapy,” *Amer. J. Cardiol.*, vol. 38, no. 4, pp. 519–523, Oct. 1976.

[20] A. I. Aladin, S. P. Whelton, M. H. Al-Mallah, M. J. Blaha, S. J. Keteyian, S. P. Juraschek, J. Rubin, C. A. Brawner, and E. D. Michos, “Relation of resting heart rate to risk for all-cause mortality by gender after considering exercise capacity (the Henry Ford exercise testing project),” *Amer. J. Cardiol.*, vol. 114, no. 11, pp. 1701–1706, Dec. 2014.

[21] W. S. Cleveland, “LOWESS: A Program for Smoothing Scatterplots by Robust Locally Weighted Regression,” *The American Statistician*, vol. 35, no. 1, p. 54, 1981.

[22] N. Thakor, J. Webstor, W. Thompkins, Estimation of the QRS complex power spectra for design of a QRS filter. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 31(11), 702–706 (1984)

[23] G. B. Moody and R. G. Mark, “The impact of the MIT-BIH arrhythmia database,” *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, vol. 20, no. 3, pp. 45–50, May 2001.

[24] Luz, E. J. D. S., Schwartz, W. R., Cámara-Chávez, G., & Menotti, D. (2016). ECG-based heartbeat classification for arrhythmia detection: A survey. *Computer methods and programs in biomedicine*, 127, 144-164

[25] [Burges 1998] Christopher JC Burges. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data mining and knowledge discovery*, vol. 2, no. 2, pages 121–167, 1998.

[26] [Vapnik 2013] Vladimir Vapnik. *The nature of statistical learning theory*. Springer science & business media, 2013.

- [27] [Boujelben 2018] Ons Boujelben et Mohammed Bahoura. Efficient FPGA-based architecture of an automatic wheeze detector using a combination of MFCC and SVM algorithms. *Journal of Systems Architecture*, vol. 88, pages 54–64, 2018.
- [28] Salem, Y. B., & Nasri, S. (2009, March). Texture classification of woven fabric based on a GLCM method and using multiclass support vector machine. In *2009 6th International MultiConference on Systems, Signals and Devices* (pp. 1-8). IEEE.
- [29] [Savas 2019] Caner Savas et Fabio Dosis. The Impact of Different Kernel Functions on the Performance of Scintillation Detection Based on Support Vector Machines. *Sensors*, vol. 19, no. 23, page 5219, 2019.
- [30] [Vapnik 1995] V. N. Vapnik. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer Series in Statistics, 1995.
- [31] modak, sudipta, luay yassin taha, and esam abdel-raheem. "a novel method of qrs detection using time and amplitude thresholds with statistical false peak elimination." *iee access* 9 (2021): 46079-46092