

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
Université 8Mai 1945 – Guelma
Faculté des sciences et de la Technologie
Département d'Electronique et Télécommunications



**Mémoire de fin d'étude
Pour l'obtention du diplôme de Master Académique**

Domaine : **Sciences et Technologie**
Filière : **Electronique**
Spécialité : **Instrumentation**

**Classification automatique des arythmies cardiaque en utilisant
les ondelettes et les SVM**

Présenté par :

MAIZ Ibrahim Khalil

Sous la direction de :

Dr. Nemissi Mohamed

Juillet 2021

Résumé :

Le signal de l'électrocardiogramme (ECG) est largement utilisé comme l'un des outils les plus importants dans la pratique clinique afin d'évaluer l'état cardiaque des patients. Les systèmes automatique d'analyse des ECG constituent de précieux outil pour aider les praticien et pour la supervision des malades.

Dans cette étude, nous proposons un système de classification des arythmies cardiaques en deux classes : normaux et anormaux. Le système proposé est basé sur les ondelettes pour l'extraction de caractéristiques et le SVM pour la classification. L'évaluation de ce système est effectuée à l'aide de la base de données d'arythmies MIT-BIH.

Mots clés : Signal d'électrocardiographie (ECG), arythmies cardiaques, transformées en ondelettes (WT), machine à vecteur de support (SVM).

Abstract:

The electrocardiogram (ECG) signal is widely used as one of the most important tools in clinical practice to assess the heart condition of patients. Automatic ECG analysis systems are a valuable tool to assist practitioners and for patient supervision.

In this study, we propose a system for classifying cardiac arrhythmias into two classes: normal and abnormal. The proposed system is based on wavelets for feature extraction and SVM for classification. This system is assessed using the MIT-BIH Arrhythmia Database.

Key words: Electrocardiography (ECG), cardiac arrhythmias, wavelet transforms (WT), support vector machine (SVM).

المخلص:

تُستخدم إشارة مخطط كهربية القلب (ECG) على نطاق واسع كأحد أهم الأدوات في الممارسة السريرية لتقييم حالة قلب المرضى. تعد أنظمة التحليل التلقائي لتخطيط القلب أداة قيمة لمساعدة الأطباء والإشراف على المريض. في هذه الدراسة، نقتراح نظاماً أوتوماتيكي لتصنيف عدم انتظام ضربات القلب إلى فئتين: عادي وغير طبيعي. يعتمد النظام المقترح على الموجات (ondelette) لاستخراج الخصائص و SVM للتصنيف. يتم تقييم هذا النظام باستخدام قاعدة بيانات عدم انتظام ضربات القلب MIT-BIH.

الكلمات الأساسية: تخطيط القلب الكهربائي (ECG)، عدم انتظام ضربات القلب، تحويلات الموجات (WT)، آلة ناقلات الدعم (SVM).

Remerciements

Avant tout, je veux remercier Allah de m'avoir donné la force et la volonté pour réaliser et d'atteindre les objectifs de ce mémoire.

(الحمد لله)

*Ensuite, je veux remercier et Je tiens à exprimer ma très profonde gratitude à mon encadreur Dr **M.Nemissi** pour sa disponibilité, ses explications, ses observations, ses orientations, ses conseils et suggestions pendant la période de la réalisation de ce travail modeste.*

À tous les enseignants et enseignantes du département d'électronique et Télécommunication qui ont contribué à mon formation au cours des 5 dernières années.

A tous les membres du laboratoire et les personnels de la faculté de science et Technologie de l'université de 8 mai 1945.

Enfin, J'adresse ma sincère gratitude et mes remerciements à tous mes proches et amis, qui m'ont toujours soutenu et encouragé au cours de la réalisation de ce mémoire.

Merci à tous et à toutes.

Dédicaces

Je tiens à dédier ce modeste travail en premier lieu à

*Mes très chers parents qui ont toujours été là pour moi Ce travail est
le résultat de leurs sacrifices et de leurs conseils au cours des
23 dernières années, et je leur en serai toujours redevable.*

À ma belle-famille.

À tous ceux qui ont une place dans mon cœur.

À la promotion 2020/2021 du groupe électronique,

C'était une aventure unique.

“Seek knowledge from the Cradle to the Grave”.

Maiz Ibrahim Khalil.

List des Figures

Figure I.1 : Système Cardiovasculaire humain.....	5
Figure I.2 : Une coupe frontale du cœur humain.....	6
Figure I.3 : Le système cardiovasculaire.....	10
Figure I.4 : Ondes du Signal ECG est les zone d'origine.....	10
Figure I.5 : Les Ondes et les intervalles d'un signal ECG.....	11
Figure I.6 : Dérivations Bipolaires.....	15
Figure I.7 : Dérivations unipolaires.....	16
Figure I.8 : Dérivations thoraciques.....	17
Figure I.9 : Représentation schématique de l'architecture du système ECG.....	18
Figure I.10 : Types courants de bruit dans les enregistrements d'ECG.....	22
Figure II.1 : Schéma de base d'un processus de reconnaissance des formes.....	26
Figure II.2 : Exemple de signal ECG d'une maladie tachycardiaque.....	28
Figure II.3 : Exemple de signal ECG d'une maladie tachycardiaque (ventriculaire).....	29
Figure II.4 : Exemple de signal ECG d'une maladie blocs de branche droite.....	31
Figure II.5 : Comparaison entre un ECG normal et de différentes arythmies cardiaques.....	32
Figure II.6 : Diagramme de Processus général de classification des signaux ECG.....	33
Figure III.1 : Quelques exemples d'ondelettes.....	39
Figure III.2 : Translations et dilatations d'une ondelette de type « Mexican Hat ».....	42
Figure III.3 : L'ondelette Daubechies 2 avec différents niveaux de décomposition.....	43
Figure III.4 : Décomposition basé sur l'analyse Multi-résolution à un seul niveau.....	44
Figure III.5 : Décomposition basé sur l'analyse Multi-résolution multi-niveaux.....	44
Figure III.6 : Reconstruction à un seul niveau.....	45
Figure III.7 : Reconstruction de signal original multi-niveaux.....	46
Figure III.8 : Exemple de décomposition avec ondelette « Db2 » a 1 niveau.....	47
Figure IV.1 : Exemple de différentes possibilités de lignes de séparation d'un problème 2D.....	54
Figure IV.2 : Représentation 2-dimensionnelle des données avec un hyper plan optimal.....	55
Figure IV.3 : Cas de données inséparable dans un espace 2 dimension.....	57
Figure IV.4 : Exemple sur une classification de données 2D en deux classes.....	59

Figure IV.5 : Le principe de kernel Trick.....	60
Figure IV.6 : transformation de l'espace on utilisant un noyau (cas de rbf).....	62
Figure IV.7 : Classification en utilisant un SVM avec noyau de fonction de base radiale (RBF).....	63
Figure IV.8 : Classification en utilisant un SVM avec noyau polynomial.....	63
Figure IV.9 : Classification en utilisant un SVM avec noyau linéaire.....	64
Figure V.1 : processus général de système propose : Extraction des caractéristiques et classification	68
Figure V.2 : La division de base de données avec la validation croisée d'ordre k.....	70
Figure V.3 : La division de base de données on utilisant la méthode « hold out ».....	71
Figure V.4 : Exemples des types de battements cardiaques considérés dans ce travail.....	72
Figure V.5 : Transformé en ondelette à 4 niveaux de décomposition.....	73
Figure V.6 : Un exemple de battement ECG et ses caractéristique.....	73

List des Tableaux

Tableau V.1 : Les six enregistrements avec le nombre de battements de chaque type.....	72
Tableau V.2 : Résultats d'apprentissage et de test de la 1 ^{ère} expérimentation du patient '200'.....	74
Tableau V.3: Résultats d'apprentissage et de test de la 1 ^{ère} expérimentation du patient '208'.....	75
Tableau V.4 : Résultats d'apprentissage et de test de la 2 ^{ème} expérimentation.....	76
Tableau V.5 : Résultats d'apprentissage et de test de la 3 ^{ème} expérimentation.....	77

Table des matières

<i>Introduction Général</i>	1
Chapitre I : Présentation de la structure cardiaque et de l'ECG.	
<i>I.1. Introduction</i>	4
<i>I.2. Le Système de Circulation Sanguine (Système Cardiovasculaire)</i>	4
<i>I.3. Anatomie du Cœur Humain</i>	5
<i>I.4. Le Cycle Cardiaque</i>	6
<i>I.5. Le système électrique du cœur</i>	7
<i>I.5.1. Le nœud sinusal (SA)</i>	7
<i>I.5.2. Le nœud auriculo-ventriculaire (AV)</i>	8
<i>I.5.3. Le faisceau de His</i>	8
<i>I.5.4. Les fibres de Purkinje</i>	8
<i>I.6. La circulation sanguine</i>	8
<i>I.6.1. La circulation pulmonaire</i>	9
<i>I.6.2. La circulation systémique</i>	9
<i>I.7. Electrocardiogramme</i>	10
<i>I.8. Analyse le signal de l'ECG</i>	11
<i>I.8.1. Ondes de L'ECG</i>	11
<i>I.8.2. Les intervalles de l'ECG</i>	13
<i>I.8.3. Valeurs normales des ondes et intervalle de L'ECG</i>	14
<i>I.9. Utilisation d'électrocardiographie</i>	14
<i>I.9.1. Le principe d'obtention d'ECG</i>	14
<i>I.9.2. Dérivation électrocardiographique</i>	14
<i>I.10. Acquisition de l'ECG</i>	18
<i>I.10.1. Protection et isolement</i>	19
<i>I.10.2. Amplificateur d'instrumentation</i>	19
<i>I.10.3. Pré-amplification et isolement</i>	20
<i>I.10.4. Filtrage passe-haut</i>	20
<i>I.10.5. Amplification secondaire</i>	20
<i>I.10.6. Filtrage passe-bas et sur-échantillonnage</i>	20
<i>I.10.7. Les types de bruits et artefacts visibles sur l'ECG</i>	21
<i>I.10.7.a. Les bruits d'origine techniques</i>	21
<i>I.10.7.b. Les bruits d'origines physiques</i>	21

I.11. Conclusion	23
Chapitre II : Classification automatique des arythmies cardiaques.	
II.1. Introduction	25
II.2. Généralités sur la reconnaissance des formes	25
II.2.1. Définition de la Reconnaissance des formes	25
II.2.2. Applications de la Reconnaissance des formes	26
II.2.3. Processus générale de reconnaissance des formes	26
II.3. Les arythmies cardiaques	27
II.3.1. Les tachycardies	27
II.3.1.a. Tachycardie supraventricular (TSV)	28
II.3.1.b. Fibrillation auriculaire.....	28
II.3.1.c. Flutter auriculaire.....	29
II.3.1.d. Tachycardie ventriculaire.....	29
II.3.1.e. Fibrillation ventriculaire	30
II.3.2 Bradycardie	30
II.3.2.a. Dysfonctionnement du nœud sinusal.....	30
II.3.2.b. Le Bloc cardiaque.....	31
II.4. Processus général de la classification des battements ECG	32
II.4.1. Prétraitement	33
II.4.2. Détection et la segmentation du complexe QRS	33
II.4.3. Extraction des caractéristiques	34
II.4.4. Classification.....	35
II.5. Conclusion	36
Chapitre III : Les Ondelettes & ECG.	
III.1. Introduction.....	38
III.2. Définition d'une ondelette	38
III.3. Les transformées en ondelettes.....	38
III.4. Types de transformées en ondelettes	40
III.4.1. La transformée en ondelettes continue (CWT).....	41
III.4.2. La transformée en ondelettes discrète (DWT).....	42
III.5. Analyse multi-résolution.....	43
III.5.1. Décomposition.....	43
III.5.2 Reconstruction.....	45
III.5.3. Choix d'ondelettes	46
III.5.4. Exemple de décomposition par multi-résolution.....	46
III.6. Applications des ondelettes dans les systèmes d'analyse de l'ECG.....	47

III.6.1. Détection de la morphologie	47
III.6.2. Débruitage.....	48
III.6.3. Détection des complexe QRS.....	48
III.7. Conclusion.....	49

Chapitre IV: Support Vector machine & Classification.

IV.1. Introduction	51
IV.2. Définition.....	51
IV.3 Apprentissage des SVM	52
IV.3.1 SVM à marge dure (Hard-Margin SVM).....	52
IV.3.2 SVM à marge douce (Soft-Margin SVM).....	58
IV.3.3 Exemple de classification avec SVM	59
IV.4 Transformation a un espace à haute dimension.....	60
IV.4.1 Technique de l'astuce des noyaux (kernel trick).....	60
IV.5. Les Noyaux (Kernels)	61
IV.5.1. Noyaux linéaires	61
IV.5.2. Noyaux polynomiaux	61
IV.5.3. Noyaux de fonction de base radiale (radial basis function).....	61
IV.5.4 Exemples de classification avec SVM.....	62
IV.6. Avantages et inconvénients de SVM	64
IV.6.1. Avantages.....	64
IV.6.2. Inconvénients.....	65
IV.7. Conclusion	66

Chapitre V: Tests & Résultats.

V.1. Introduction	68
V.2. Système proposé.....	68
V.2.1. Extraction des caractéristiques en utilisant les ondelettes	68
V.2.2. Classification en utilisant les SVM	69
V.3. Description de la base de données MIT-BIH.....	69
V.4. Les techniques de séparation des données (Apprentissage /Test).....	69
V.4.1. La validation croisée (Cross-Validation).....	70
V.4.2. La méthode « Hold-Out ».....	71
V.5. Test et résultats	71
V.5.1. Description des expérimentations effectuées	71
V.5.2. 1 ^{ère} Expérimentation.....	74

V.5.3. 2 ^{ème} Expérimentation.....	75
V.5.4. 3 ^{ème} Expérimentation.....	76
V.6. Conclusion.....	78
Conclusion Général.....	79

Introduction
Générale

Introduction Général

L'électrocardiogramme (ECG) est un test non invasif largement utilisé pour analyser les arythmies cardiaques. Il illustre l'activité électrique du cœur. Les changements qui se produisent sur ces activités peuvent indiquer des irrégularités du rythme cardiaque et localiser des anomalies du muscle cardiaque. Alors que la technologie de base de l'ECG a été développée il y a plus de cent ans, le domaine de l'interprétation de l'ECG fait désormais partie de la révolution technologique.

La lecture d'un ECG, surtout de longue durée, peut s'avérer difficile pour les cardiologues pour la détection de problèmes précis, spécifiques ou rares. Ils doivent également savoir plusieurs choses liées à l'ECG, comme par exemple : "quelle est la tension dans une dérivation particulière ou une combinaison de dérivations ou quel est l'axe du vecteur de ce signal électrique ?". En outre, il existe toujours des risques d'erreurs humaines dans le diagnostic pendant l'analyse du signal ECG, qui peut durer des heures et des heures. Il est donc de plus en plus important de développer une technique plus efficace et plus rapide pour l'aide à la décision.

L'intelligence artificielle (IA) est un domaine très large qui a gagné beaucoup de popularité entre les recherches dans le monde moderne. Les techniques d'IA ont été introduit avec succès dans diverses domaines. Dans ce travail nous utilisons la machine à vecteurs de support, qui est fait une partie des méthodes de l'apprentissage automatique, comme outil de classification des arythmies cardiaque.

L'objectif de ce travail est de développer un système automatisé de classification des battements cardiaques à partir de l'ECG. Dans ce système, nous utilisons la transformées en ondelettes dans la phase d'extraction des caractéristiques, le SVM dans la phase de classification. Le système proposé est appliqué pour la classification de quatre classes de rythmes cardiaques : battement normal, extrasystole ventriculaire, bloc de branche droit et bloc de branche gauche.

Ce mémoire comporte 5 chapitres :

Le premier chapitre présente une introduction à l'anatomie de cœur humaine, le fonctionnement du système cardiovasculaire et le système électrique cardiaque. Ceci permet de bien comprendre comment les signaux électriques de ECG sont générés. Ce chapitre donne également un aperçu sur les techniques d'enregistrement de l'ECG et sur les différents types de bruit et d'artéfacts qui entachent ces signaux.

Introduction Général

Le deuxième chapitre présente quelques pathologie cardiaques avant de donner une introduction au processus de la reconnaissance des forme et aux systèmes automatique de de traitement et de classification des signaux ECG.

Le troisième chapitre est dédié aux ondelettes et leurs applications dans le domaine traitement et de classification des signaux ECG.

Le quatrième chapitre est dédié aux SVMs, nous présentons le fondement mathématique de ces classifieurs et nous analysons leurs performances sur quelques exemples de classification.

Le cinquième chapitre présente le système proposé, la base de données utilisée pour son évaluation et les différents tests effectués et les résultats obtenus.

Finalement, on donne une conclusion et les perspectives envisagées.

Chapitre I :

Présentation de la structure cardiaque et de l'ECG.

I.1. Introduction

La bonne santé de l'humain réside dans le bon fonctionnement de son cœur, donc il est nécessaire de savoir tout ce qui lui est lié. Les pathologies cardiaques sont l'une des maladies les plus graves qui touchent l'homme car elles peuvent entraîner la mort. Ce chapitre introduit un survol sur les notions et la terminologie de base, concernant l'électrocardiographie, au début on présente une description de l'anatomie du cœur. Ensuite, une description de son activité mécanique et électrique focalisant sur l'électrocardiogramme. Après, on présente une étude descriptive sur l'ECG, le principe de l'électrocardiographie, les différents techniques pour l'obtenir, et aussi les différents paramètres caractérisant le signal cardiaque.

I.2. Le Système de Circulation Sanguine (Système Cardiovasculaire)

Le système de circulation sanguine (système cardiovasculaire), est un système d'organe vital qui fournit des substances essentielles à toutes les cellules du corps. Il se compose du cœur et des vaisseaux sanguins traversant tout le corps. Trois types de vaisseaux assurent le transport du sang : les artères, les capillaires et les veines. Les contractions rythmiques du cœur propulsent le liquide rouge dans les artères [1]. Celles-ci acheminent le sang du cœur à toutes les régions de l'organisme. Les capillaires, de minuscules vaisseaux, permettent ensuite les échanges entre le sang et les cellules grâce à leur paroi extrêmement fine. Le sang est ensuite réacheminé vers le cœur par les veines. Le système de circulation sanguine est représenté sur la figure I.1.

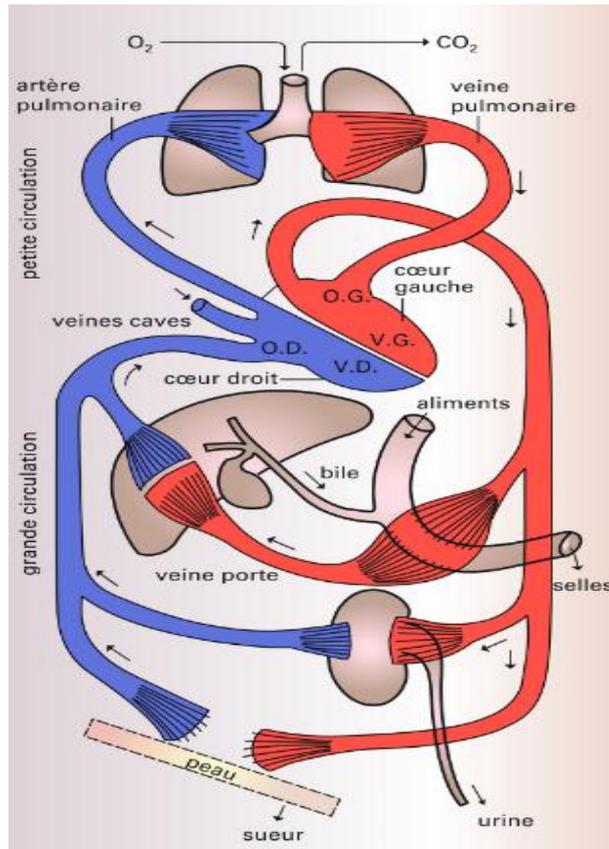


Figure I.1 : Système Cardiovasculaire humain.

I.3. Anatomie du Cœur Humain

Le cœur humain est un instrument finement réglé qui sert tout le corps. C'est un organe musculaire de la taille d'un poing fermé, il mesure environ 13 centimètres de long sur 8 centimètres de large, et pèse moins de 500 grammes. Le cœur, situé entre les poumons au milieu du thorax, est le moteur du système cardiovasculaire. Le cœur peut être considéré comme deux pompes en série qui envoient du fluide à travers une série de tubes qui finissent par retourner à la pompe. Une pompe envoie le sang aux poumons pour ramasser l'oxygène des poumons, et l'autre envoie le sang à travers le reste du corps. Finalement, le sang retourne au cœur et le processus se répète [2].

Chaque «pompe» dans le cœur est composée de deux chambres, une oreillette et un ventricule, donnant le cœur un total de quatre chambres. Les oreillettes sont les plus petites des quatre chambres. Dû à leur petite taille, ils apportent une petite contribution à la circulation sanguine. Leur objectif principal est de recevoir le sang revenant de la circulation et le transmettre aux ventricules. Les ventricules composent la majeure partie du volume du cœur, le ventricule

gauche étant le plus grand des deux. Les ventricules reçoivent le sang des oreillettes et le pompent à travers les artères vers le reste du corps

Le cœur possède quatre valves pour garantir que le sang ne circule que dans une seule direction) :

- Valve aortique: C'est entre le ventricule gauche et l'aorte.
- Valve mitrale: C'est entre l'oreillette gauche et le ventricule gauche.
- Valve pulmonaire: C'est entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire.
- Valve tricuspide: elle se situe entre l'oreillette droite et le ventricule droit.

Les différentes parties du cœur sont illustrées sur la figure ci-dessous :

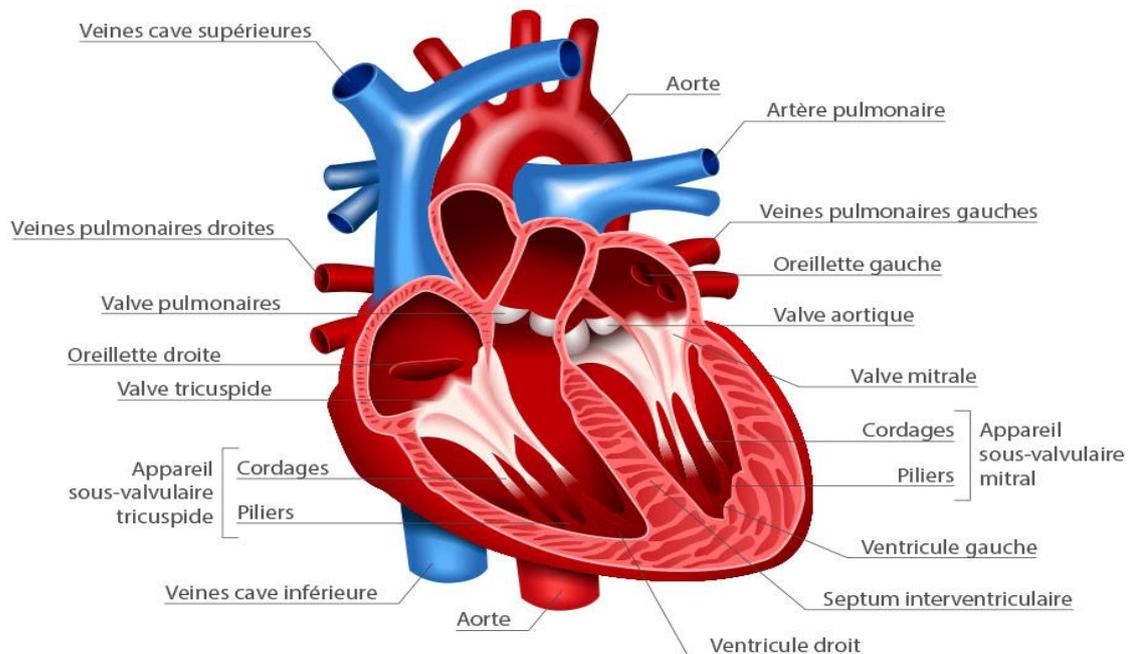


Figure I.2 : Une coupe frontale du cœur humain.

I.4. Le Cycle Cardiaque

La pulsatile dans le cœur est causée par une contraction et une relaxation périodiques, connues sous le nom de cycle. Les deux phases principales du cycle cardiaque sont la systole et diastole, l'ensemble du cycle cardiaque dure environ 800ms [3].

La systole : est la période correspondant à l'éjection du sang dans la grande et petite circulation. Elle se décompose en trois phases: la systole auriculaire, la contraction ventriculaire isovolumique et la systole ventriculaire :

- La systole auriculaire est la contraction des oreillettes lorsque celles-ci sont remplies de sang.
- La contraction ventriculaire isovolumique commence lorsque les cellules musculaires du myocarde ventriculaire se contractent.
- La systole ventriculaire commence lorsque les pressions dans les ventricules dépassent les pressions dans l'artère pulmonaire et l'aorte.

La diastole : est la phase de relaxation du cœur pendant laquelle il se remplit de sang. Cette période est composée de deux phases: la relaxation ventriculaire isométrique et la phase de repos.

- La relaxation ventriculaire fait suite à la systole. Les ventricules se relâchent, la pression chute jusqu'à être inférieure à celle exercée dans l'aorte et l'artère pulmonaire.
- La phase de repos est celle pendant laquelle le sang des veines caves et pulmonaires s'écoule librement dans les ventricules via les oreillettes

I.5. Le système électrique du cœur

Les muscles du cœur doivent travailler ensemble pour presser le sang dans la bonne direction, au bon moment et avec la bonne force. Des impulsions électriques coordonnent cette activité. La contraction du muscle cardiaque (ou myocarde) a pour origine la propagation d'une onde électrique qui excite les cellules musculaires dans un ordre bien établi afin que la contraction soit la plus efficace possible. Le système qui assure l'excitation et conduction électrique comprend : le nœud sinusal, les voies spécialisées internodales, le nœud auriculo-ventriculaire (AV), le faisceau de His, appelé nœud pacemaker dominant du cœur, les branches droite et gauche et les fibres de Purkinje [4]. L'activité électrique normale du cœur suit la séquence d'activation suivante :

I.5.1. Le nœud sinusal (SA)

Le signal électrique commence au nœud sino-auriculaire, parfois appelé nœud sinusal ou SA. C'est le stimulateur cardiaque du cœur et il se trouve en haut de la paroi intérieure de l'oreillette droite, au niveau où débouche la veine cave supérieure. L'impulsion cardiaque initiée dans le nœud sinusal est transmise aux deux Oreillettes et provoque leur contraction, poussant le sang dans les ventricules.

I.5.2. Le nœud auriculo-ventriculaire (AV)

L'impulsion électrique se déplace ensuite vers une zone de cellules au bas de l'oreillette droite, entre les oreillettes et les ventricules, appelée nœud auriculo-ventriculaire ou AV, ce dernier est constitué de cellules qui présentent une conduction électrique lente. L'activation électrique qui arrive à l'AV est physiologiquement ralentie (environ 100 ms) avant d'arriver au faisceau de His. Ces cellules agissent comme un gardien. Ils coordonnent le signal afin que les oreillettes et les ventricules ne se contractent pas en même temps. Il doit y avoir un léger retard, ce qui optimise la contraction ventriculaire.

I.5.3. Le faisceau de His

Il est situé dans la partie haute du septum inter-ventriculaire et ses fibres traversent le tissu connectif (non excitable) qui sépare électriquement les oreillettes des ventricules. Dans les cas normaux, l'AV et le faisceau de His constituent la seule voie de propagation de l'activité électrique cardiaque entre les oreillettes et les ventricules. L'ensemble de ces deux structures est souvent appelé la jonction auriculo-ventriculaire. Le faisceau de His comprend un tronc initial qui se divise en deux parties, droite pour le ventricule droit et gauche pour le ventricule gauche.

I.5.4. Les fibres de Purkinje

À partir de faisceau de His, le signal se déplace le long des fibres, appelées fibres de Purkinje, à l'intérieur des parois ventriculaires. Les fibres terminent en anastomoses, avec les fibres myocardiques musculaires, facilitant leur excitation.

I.6. La circulation sanguine

La circulation sanguine commence lorsque le cœur se détend entre deux battements cardiaques: le sang s'écoule des deux oreillettes (les deux chambres supérieures du cœur) dans les ventricules (les deux chambres inférieures), qui se dilatent ensuite. La phase suivante est appelée la période d'éjection, c'est-à-dire lorsque les deux ventricules pompent le sang dans les grosses artères [6].

Il n'y a pas qu'un seul système de circulation sanguine dans le corps humain, mais deux, qui sont connectés:

- La circulation pulmonaire est une courte boucle du cœur aux poumons et inversement.
- La circulation systémique transporte le sang du cœur vers toutes les autres parties du corps et inversement.

I.6.1. La circulation pulmonaire

L'artère pulmonaire est une grosse artère qui vient du cœur. Il se divise en deux branches principales et amène le sang du cœur vers les poumons. Au niveau des poumons, le sang capte l'oxygène et libère du dioxyde de carbone. Le sang retourne ensuite au cœur par les veines pulmonaires [4].

I.6.2. La circulation systémique

Ensuite, le sang qui retourne au cœur a capté beaucoup d'oxygène dans les poumons. Donc, il peut maintenant aller vers le corps. L'aorte est une grosse artère qui quitte le cœur transportant ce sang oxygéné. Les branches de l'aorte envoient du sang aux muscles du cœur lui-même, ainsi qu'à toutes les autres parties du corps. Comme un arbre, les branches deviennent de plus en plus petites à mesure qu'elles s'éloignent de l'aorte.

À chaque partie du corps, un réseau de minuscules vaisseaux sanguins appelés capillaires relie les très petites branches des artères aux très petites veines. Les capillaires ont des parois très minces et, à travers eux, des nutriments et de l'oxygène sont fournis aux cellules. Les déchets sont amenés dans les capillaires.

Les capillaires conduisent ensuite dans de petites veines. Les petites veines conduisent à des veines de plus en plus grosses lorsque le sang s'approche du cœur. Les valves dans les veines permettent au sang de circuler dans la bonne direction. Deux grosses veines qui mènent au cœur sont la veine cave supérieure et la veine cave inférieure. (Les termes supérieur et inférieur ne signifient pas qu'une veine est meilleure que l'autre, mais qu'ils sont situés au-dessus et au-dessous du cœur).

Une fois que le sang est de retour dans le cœur, il doit réintégrer la circulation pulmonaire et retourner dans les poumons pour déposer le dioxyde de carbone et capter plus d'oxygène.

La figure I.3 montre les parties du cœur responsables, la position et la direction des deux systèmes.

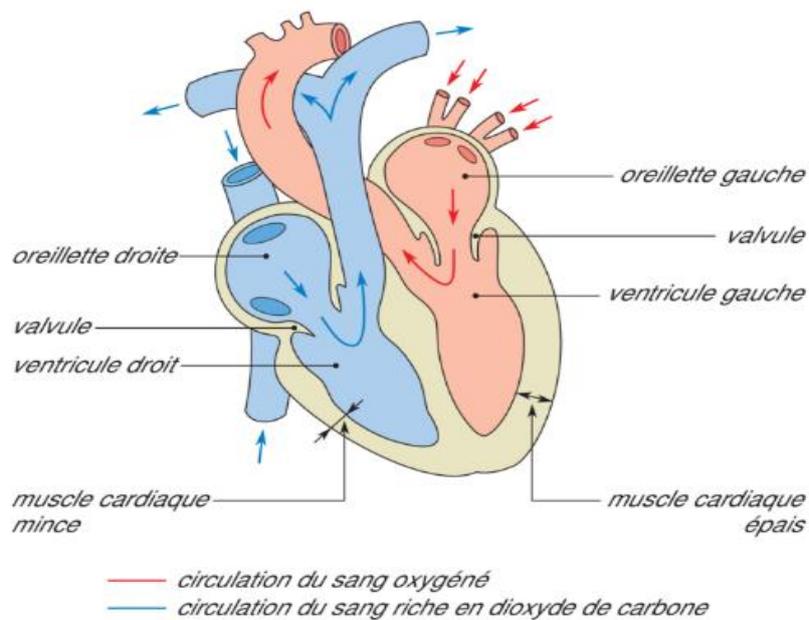


Figure I.3 : Le système cardiovasculaire.

I.7. Electrocardiogramme

L'électrocardiogramme (abrégé en ECG ou EKG), est une technique simple, sans danger, peu coûteuse et rapides utilisés pour évaluer et surveiller le système cardiovasculaire. Ces informations sont enregistrées comme signal sur un graphe, ce signal est un signal électro-physiologique composé d'une série d'ondes, qui montre chaque phase du signal électrique lorsqu'il parcourt le cœur. La figure I.4 représenté les points d'origine de chaque onde.

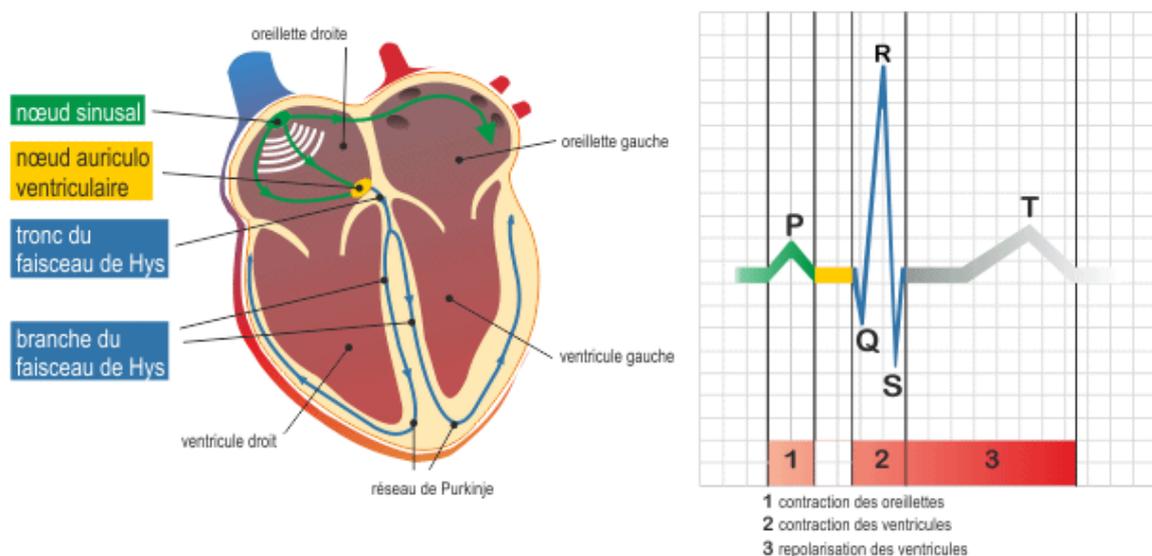


Figure I.4 : Ondes du Signal ECG est les zone d'origine.

I.8. Analyse le signal de l'ECG

I.8.1. Ondes de L'ECG

Le processus de dépolarisation et de repolarisation des structures myocardiques se présente dans l'ECG comme une séquence de déflexions ou ondes superposées à une ligne de potentiel zéro, appelée ligne isoélectrique ou ligne de base, qui correspond à l'absence des phénomènes cardiaque. Ces déflexions sont dites positives si elles sont situées au-dessus de la ligne isoélectrique sinon elles sont dites négatives. Pour chaque battement cardiaque l'ECG enregistre principalement trois ondes successives. La figure I.5 présente le graphe du signal ECG normal sur un cycle cardiaque [7].

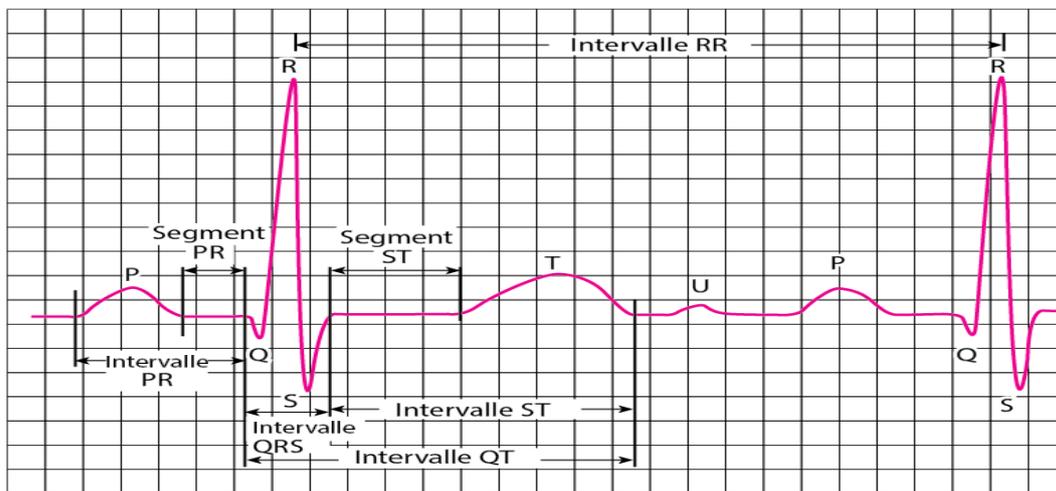


Figure I.5 : Les Ondes et les intervalles d'un signal ECG.

Il y a 5 ondes dans chaque cycle cardiaque, symbolisées par les lettres P, Q, R, S, T [7]:

- **L'onde P**

La première onde dans le cycle, elle représente la dépolarisation auriculaire. Cette onde peut être positive ou négative avec une durée de l'ordre de 90 ms. Généralement son observation est difficile, spécialement dans des conditions bruitées. Il faut noter que la repolarisation auriculaire n'est pas visible sur l'ECG car elle coïncide avec le complexe QRS d'amplitude plus importante.

- ***Le complexe QRS***

Il correspond à la dépolarisation ventriculaire précédant l'effet mécanique de contraction et il possède la plus grande amplitude de l'ECG. Il est constitué de trois ondes consécutives Q, R, S, bien que cela s'appelle un complexe QRS, ils ne contiennent pas toujours une onde Q, une onde R et une onde S.

- ***L'onde Q***

C'est la déflexion négative initiale du complexe QRS (en dessous de la ligne de base) représenté la Dépolarisation septale ventriculaire.

- ***L'onde R***

C'est la première déflexion positive, elle représente la dépolarisation du muscle ventriculaire résultant ou majeur.

- ***l'onde S***

C'est la déflexion négative suivant l'onde R, elle représente la dépolarisation ventriculaire de la base des ventriculaire.

- ***L'onde T***

Une onde T suit le complexe QRS et indique la repolarisation ventriculaire. Contrairement à une onde P, une onde T normale est légèrement asymétrique, le pic de cette onde est un peu plus proche de sa fin que de son début. Une onde T suivra normalement la même direction que le complexe QRS qui l'a précédée (positive ou négative / vers le haut ou vers le bas). Lorsqu'une onde T se produit dans la direction opposée du complexe QRS, elle reflète généralement une sorte de pathologie cardiaque.

- ***L'onde U:***

C'est une petite onde qui se produit entre l'onde T et l'onde P.

I.8.2. Les intervalles de l'ECG

Les intervalles et segments du graphe électrocardiographique sont des paramètres importants, permettant de mesurer le temps des différentes phases de dépolarisation électrique, généralement en millisecondes, dont on peut déduire la normalité ou non de l'espace entre deux événements électriques [8].

- **Intervalle électrocardiographique:** partie de l'ECG qui comprend un segment et une ou plusieurs ondes.
- **Segment électrocardiographique:** ligne (généralement isoélectrique) qui relie deux ondes sans inclure aucune d'elles.

I.8.2.a. L'intervalle RR

Il est délimité par les sommets de deux ondes R consécutives et d'où est évaluée la fréquence cardiaque instantanée. Cet intervalle est utilisé pour la détection des arythmies ainsi que pour l'étude de la variabilité de la fréquence cardiaque.

I.8.2.b. L'intervalle PR (PQ)

Il représente la dépolarisation auriculaire et le retard physiologique du stimulus dans le nœud auriculo-ventriculaire (AV). Il est mesuré du début de l'onde P jusqu'au début de l'onde Q ou R.

I.8.2.c. L'intervalle QT

Il est mesuré la durée entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T. Il représente la systole ventriculaire électrique, c'est-à-dire l'ensemble de la dépolarisation et de la repolarisation ventriculaires. En effet, sa dynamique peut être associée à des risques d'arythmie ventriculaire et de mort cardiaque soudaine.

I.8.2.d. Le segment ST

Ce segment, représente l'intervalle durant lequel les ventricules restent dans un état de dépolarisation actif. Normalement, il est isoélectrique et il est mesuré à partir de la fin du complexe QRS et du début de l'onde T (contrairement aux intervalles, le segment ST n'inclut aucune onde).

I.8.3. Valeurs normales des ondes et intervalle de L'ECG

Les valeurs normales des durées des ondes et intervalles de l'ECG sont les suivantes :

- Onde P : inférieur ou égale à 0.11s.
- Onde Q : inférieur a 0.04s.
- Complexe QRS : inférieur à 0.1s (habituellement entre 0.06s et 0.08s).
- Intervalle PR : entre 0.12s et 0.2s, sa durée varie inversement par rapport à la fréquence cardiaque.
- Intervalle QT : sa valeur varie avec la fréquence cardiaque.
- Onde T : sa durée moyenne est de 0.2s.

I.9. Utilisation d'électrocardiographie

L'électrocardiographie (ECG) est la représentation graphique de l'activité électrique dans le cœur. Détectées et enregistrées à la surface du corps, les impulsions électriques naturelles coordonnent les contractions des différentes parties du cœur pour maintenir la circulation sanguine. Un ECG enregistre ces impulsions pour montrer à quelle vitesse le cœur bat ainsi que le rythme des battements cardiaques : stable ou irrégulier. Les modifications d'un ECG peuvent être le signe de nombreuses affections cardiaques [9].

I.9.1. Le principe d'obtention d'ECG

Des électrodes (petites pièces en plastique qui adhèrent à la peau) sont placées à certains endroits sur la poitrine, les bras et les jambes. Les électrodes sont connectées à une machine ECG par des fils conducteurs. L'activité électrique du cœur est ensuite mesurée, interprétée et imprimée. Aucune électricité n'est envoyée dans le corps.

I.9.2. Dérivation électrocardiographique

Généralement les appareils électrocardiographiques peuvent enregistrer plusieurs différences de potentiel en même temps, selon l'emplacement et le nombre d'électrodes réparties sur le thorax et les membres. Chaque mesure de ces potentiels correspond à une dérivation de l'ECG. Un système de dérivations consiste en un ensemble cohérent de dérivations, chacune étant définie par la disposition des électrodes sur le corps du patient. L'emplacement des électrodes est choisi de façon à explorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque.

Si on mesure le vecteur cardiaque dans une seule direction, on ne sera pas en mesure de le caractériser entièrement. Il est donc important d'avoir un standard de positionnement des électrodes (dérivations) pour l'évaluation clinique du signal ECG.

En pratique, L'électrocardiogramme conventionnel à 12 dérivations composé de six branches et de six fils précordiaux est organisé en dix fils [9].

1.9.2.a. Les dérivations de membres (ou dérivations standard)

Elles ont été déterminées par Einthoven, ce sont les dérivations cardiaques classiques de l'électrocardiogramme, et ils sont appelées bipolaires car le potentiel est mesuré entre deux électrodes. Elles sont obtenues à partir des potentiels du DI, DII, DIII obtenues par permutation des électrodes placées sur le bras droit, le bras gauche et la jambe gauche. Pour former un triangle (triangle d'Einthoven), la jambe droite est reliée à la masse. Chaque côté de triangle formé représente une dérivation en utilisant une paire d'électrodes différentes pour chacune des dérivations, Pour éviter un mauvais placement, elles sont codées par couleur.

Les dérivations sont :

- 1^{ère} dérivation : $DI = VL - VR$
- 2^{ème} dérivation : $DII = VF - VR$
- 3^{ème} dérivation : $DIII = VF - VL$

Où VR correspond au potentiel au bras droit, VL correspond au potentiel au bras gauche et VF correspond au potentiel dans la jambe gauche, la figure I.6 montre les différentes dérivations avec leur liaison.

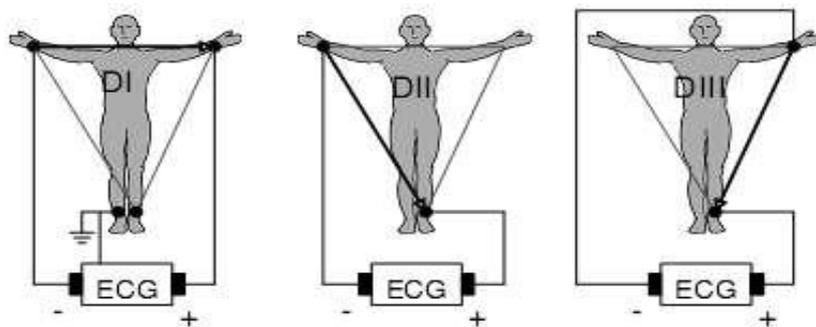


Figure I.6 : Dérivations Bipolaires.

I.9.2.b. Les dérivations unipolaires

Les dérivations unipolaires des extrémités permettent d'étudier l'activité électrique du cœur sur le plan frontal. Elles ont été déterminées par Wilson. Ces dérivations permettent de mesurer la tension entre un point de référence (un point théorique au centre du Triangle de Einthoven comme il est indiqué par la figure I.7) et le bras droit, le bras gauche et la jambe gauche respectivement [10]. Le point de référence est réalisé par la moyenne des signaux qui apparaissent sur les deux autres membres qui ne sont pas en observation. A cet effet, on utilise des résistances de valeur élevée, supérieure à $5M\Omega$.

La lecture ainsi obtenue doit être amplifiée pour être lue sur le tracé, d'où le « a » devant chacune de ces dérivations :

- *aVF* : dérivation entre la jambe gauche et la connexion des poignets droit et gauche [avec $V_F = 1/2 (DII + DIII)$].
- *aVR* : dérivation entre le poignet droit et la connexion du poignet gauche avec la jambe gauche [avec $V_R = -1/2 (DII + DI)$].
- *aVL* : dérivation entre le poignet gauche et la connexion du poignet droit avec la jambe gauche [avec $V_L = 1/2 (DI - DIII)$].

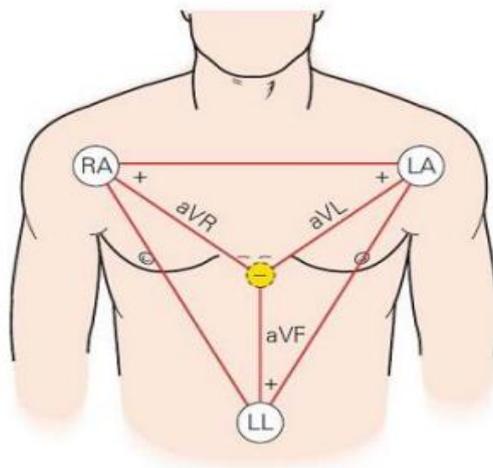


Figure I.7 : Dérivations unipolaires.

I.9.2.c. Les dérivations précordiales

Ce sont des dérivations unipolaires, Elles sont posées sur le thorax et sont désignées par la lettre V suivie du numéro de leur emplacement. Le potentiel de l'électrode exploratrice est pris par rapport à la moyenne des potentiels VL, VR et VF. Six points, définis par Wilson, [10] permettent d'obtenir les dérivations V1 à V6. Chaque dérivation donne l'activité électrique d'une partie particulière du cœur :

V1 et V2 l'activité du ventricule droit et du septum inter-ventriculaire, V3 et V4 l'apex du ventricule gauche, V5 et V6 la partie latérale du ventricule gauche.

Ces dérivations sont représentées sur la figure I.8 et sont positionnées comme suit :

- V1 : 4^{ème} espace intercostal droit, bord droit du sternum (parasternal).
- V2 : 4^{ème} espace intercostal gauche, bord gauche du sternum (parasternal).
- V3 : à mi-chemin entre V2 et V4.
- V4 : 5^{ème} espace intercostal gauche, sur la ligne médio claviculaire.
- V5 : même horizontale que V4, ligne axillaire antérieure.
- V6 : même horizontale que V4, ligne axillaire moyenne.

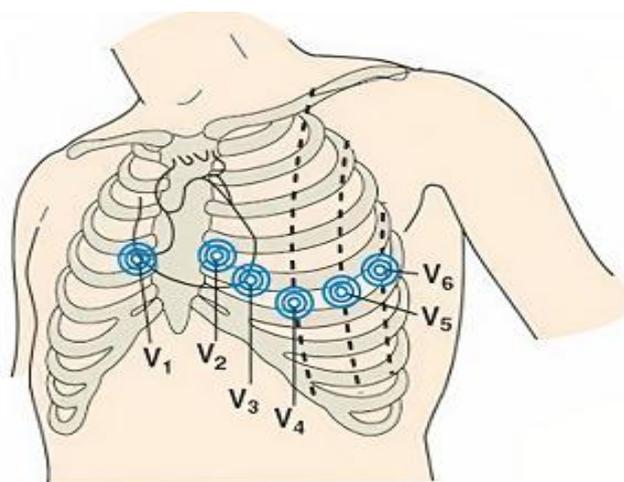


Figure I.8 : Dérivations thoraciques.

I.10. Acquisition de l'ECG

Les appareils ECG sont conçus pour enregistrer les changements d'activité électrique en traçant un graphe sur un papier d'électrocardiogramme en mouvement. L'électrocardiogramme se déplace à une vitesse de 25 mm/s. Le temps est tracé sur l'axe des x et la tension sur l'axe des y. Sur l'axe des abscisses, 1 seconde est divisée en cinq grands carrés, chacun représentant 0,2 seconde. Chaque grand carré est divisé en cinq petits carrés de 0,04 seconde chacun. La machine d'électrocardiogramme est calibrée de telle manière qu'une augmentation de tension d'un mVolt devrait déplacer le stylet de 1 cm [11].

Le circuit analogique de mise en forme est composé de plusieurs étages assurant chacun une tâche bien déterminée (Voir Figure I.9). Premièrement, les électrodes, qui doivent respecter des normes de conductivité permettant de recueillir un signal ECG correct. Un circuit différentiel de mise en forme permet de générer un signal différentiel à partir de deux signaux unidimensionnels. Ce circuit est essentiellement conçu à base d'amplificateur d'instrumentation. Le filtre passe-bas permet ensuite de réduire le bruit additionnel au signal électrophysiologie. Un étage d'isolation optique permet d'assurer la sécurité du sujet en le séparant du réseau électrique (220 V). Ensuite, un amplificateur permet de cadrer le signal entre 1V et 4V, et ce comme préparatif à faire injecter ce signal dans la carte d'acquisition. Un filtre réjecteur de la fréquence 50Hz permet de réduire l'effet de l'inévitable interférence du réseau électrique. Le signal est ensuite amélioré par une tension continue, et ce à fin de pouvoir l'acquérir par la carte d'acquisition développée.

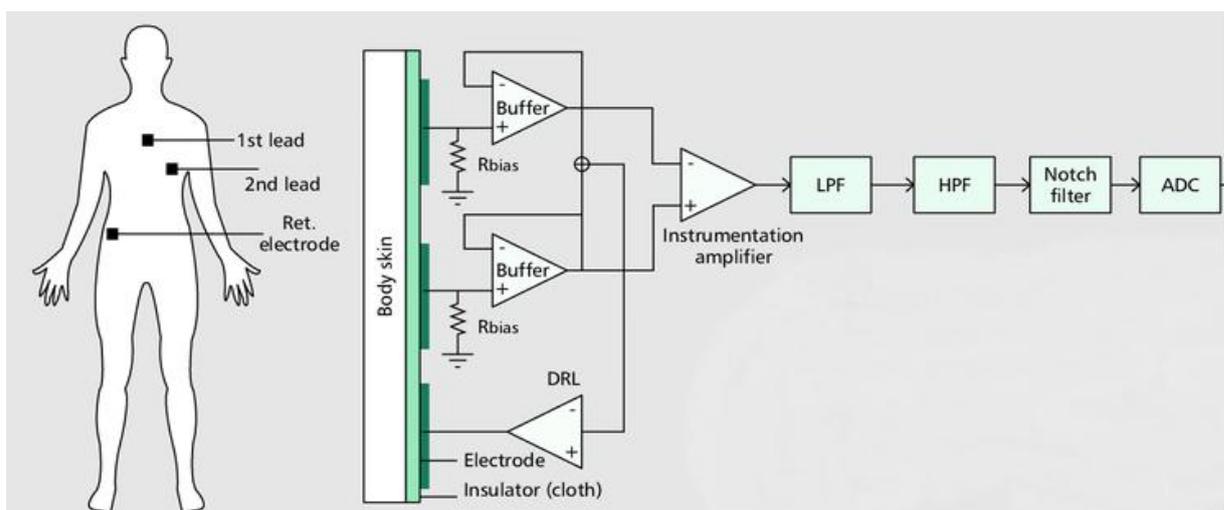


Figure I.9 : Représentation schématique de l'architecture du système ECG et du placement des électrodes sur le corps humain.

I.10.1. Protection et isolement

Pour tout circuit qui utilise une puissance élevée (comme le secteur) et qui est en contact avec le corps humain, il doit être divisé en une partie isolée et une partie non isolée. Ces parties doivent être séparées des deux côtés du circuit imprimé ou entre environ 10 mm d'espace libre (en fonction de la constante diélectrique du circuit). Même une petite quantité de courant à travers le sujet (moins de 100 μ A) peut provoquer une fibrillation ventriculaire mortelle chez les sujets humains avec des cathéters.

Donc on utilise une isolation optique pour transférer la puissance vers la région isolée tout en protégeant le patient des chocs électriques provenant du réseau électrique. De même, les informations sont retransmises du côté isolé (patient) du circuit vers le côté non isolé via la lumière dans les isolateurs optiques. Ces derniers convertissent les électrons (courant) en photons, puis en électrons à nouveau, ne transmettant ainsi que la lumière (et non le courant). Les isolateurs optiques sont placés de telle sorte qu'ils couvrent l'espace de 10 mm entre les sections isolées et non isolées de la carte. Ils sont alimentés d'une part par la sortie isolée des convertisseurs CC / CC et de l'autre part, par l'alimentation secteur [11].

Après l'étape d'isolation optique, le signal passe à travers un filtre passe-haut, un deuxième étage d'amplification, puis un filtre anticrénelage (anti-aliasing) passe-bas. Enfin, le signal est échantillonné par la carte convertisseur analogique-numérique (A/N).

Il convient de noter qu'une résistance à très haute résistance doit également être placée entre chaque entrée et la masse pour éviter la génération de tension statique. De plus, en cas de panne de l'amplificateur opérationnel, une résistance de limitation de courant est nécessaire à la sortie. Il faut également noter que l'isolation optique en face de l'amplificateur peut introduire un bruit important. Par conséquent, il est généralement préférable d'isoler directement après la numérisation du signal.

I.10.2. Amplificateur d'instrumentation

Généralement les signaux électrophysiologies sont des signaux de faibles niveaux (de l'ordre de plusieurs centaines de microvolts) et ne peuvent donc pas fournir suffisamment de courant. Pour avoir une bonne précision il est nécessaire de les amplifier. Mais cette amplification ne doit concerner que le signal utile. Mais souvent on a une présence d'une tension parasite ainsi qu'une tension de mode commun due au conditionneur associée au capteur.

Pour éliminer ou atténuer tout signal ne contenant pas d'information, et pour ne garder que le signal utile on fait appel à un amplificateur d'instrumentation. C'est amplificateur différentiel à fort taux de rejection du mode commun.

I.10.3. Pré-amplification et isolement

Cela peut garantir qu'aucune surcharge électrique ne se produit dans le circuit et qu'aucun choc électrique au sujet. De plus, la surtension sur la borne d'entrée n'endommagera pas le circuit de l'autre côté.

Les tensions physiologiques générées par le cœur des mammifères est d'environ 100 μV à quelques microvolts, la plage dynamique du préamplificateur est généralement de $\pm 12\text{V}$ en continu. Généralement, un gain de 25 convient pour l'étape de pré-amplification, qui peut fournir un rapport signal sur bruit adéquat.

I.10.4. Filtrage passe-haut

Le signal de sortie de l'amplificateur est transmis à un filtre Bessel PH avec une fréquence de coupure de 0,1 Hz. Ce filtre est utilisé pour supprimer le décalage CC causé par la différence de potentiel de demi-cellule dans les électrodes et d'autres bruits de signal basse fréquence. Le fait que la fonction de transfert de filtre de Bessel ait la meilleure réponse de phase, a permis une large utilisation de ce filtre.

I.10.5. Amplification secondaire

Après avoir traversé le filtre PH, le signal est à nouveau amplifié. Ce deuxième étage d'amplification augmente encore le rapport signal sur bruit du signal et élève la tension du signal dans une plage appropriée pour l'échantillonnage avec un convertisseur Analogique-Numérique avec une plage dynamique de $\pm 10\text{V}$.

I.10.6. Filtrage passe-bas et sur-échantillonnage

Du fait que le spectre ECG occupe généralement une fréquence de 1 kHz, les filtres passe-bas sert à éliminer les parties du signal hors de la bande passante utile. Un filtre PB idéal avec une bande passante de 0 à 1 kHz devrait échantillonner le signal à 2 kHz pour éviter un repliement du spectre. Étant donné que l'implémentation du filtre n'est jamais idéale, il faut imposer une relation entre le type de filtre, la fréquence de coupure et le taux d'échantillonnage A / N . Les filtres de Bessel peuvent ainsi être utilisés [9].

I.10.7. Les types de bruits et artefacts visibles sur l'ECG

Le signal électrocardiogramme enregistré est généralement contaminé avec différentes sources de bruits. Celles-ci peuvent perturber les caractéristiques de phase et d'amplitude du signal utile et parfois induire des erreurs de diagnostic final. Ces bruits sont reconnaissables par l'œil expérimentale qui les identifie avant d'effectuer son diagnostic. Ces perturbations indésirables peuvent avoir plusieurs sources et nous pouvons le classer dans la catégorie suivante:

I.10.7.a. Les bruits d'origine techniques

Le matériel utilisé pour l'enregistrement doit être manipulé avec précaution à cause qu'il peut être source de bruits pendant l'enregistrement. Parmi les plus importants, on peut citer :

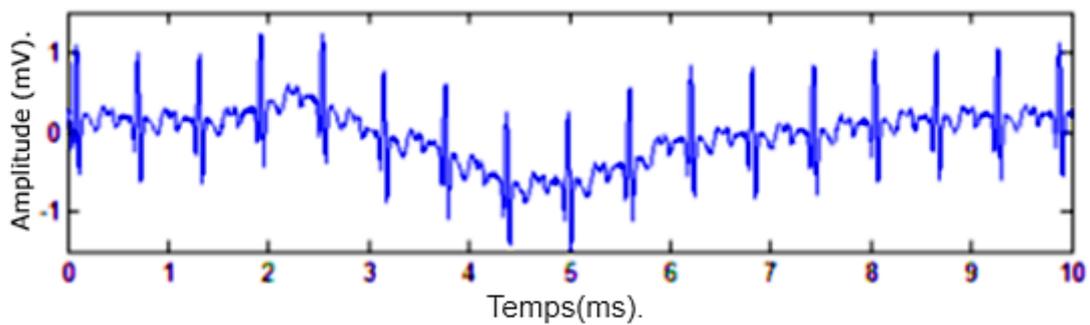
- L'interférence du réseau 50 Hz (secteur) : bruit haute fréquence.
- Bruit dû aux mouvements d'électrodes.
- Autres bruits courants : Ils représentent dans les artefacts dus aux mouvements des câbles électriques, les mauvais câblages, et aussi les bruits d'instrumentation qu'elles résultent par l'utilisation des circuits électronique pour la mesure de l'ECG.

I.10.7.b. Les bruits d'origines physiques

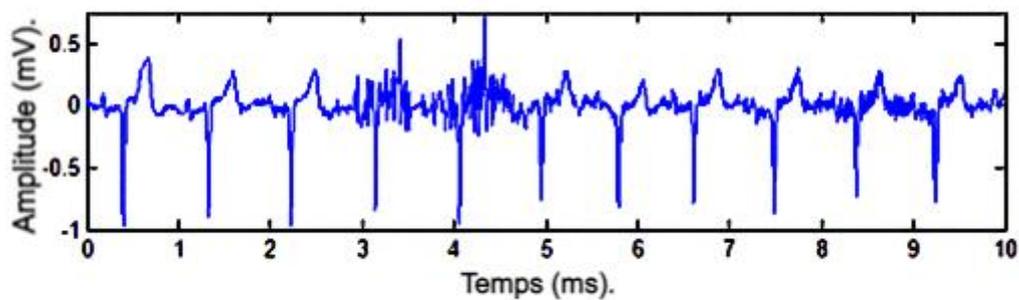
Les artefacts physiques sont dus aux activités électriques du corps humain telles que les commandes de contraction des muscles ou la respiration, on les rappelle :

- Mouvements de la ligne de base : La ligne de base est la ligne d'équilibre de l'activité cardiaque, elle doit d'être isoélectrique. Des ondulations de très basses fréquences dues aux mouvements du sujet ou au mauvais contact des électrodes, peuvent perturber cette ligne.
- Bruit musculaires (signaux électromyographies EMG): Qui est dû aux variations de potentiel engendrées au sein des tissus musculaires.
- Bruit respiratoire : la respiration du patient se traduit par la superposition à l'ECG de variations de basses fréquences.

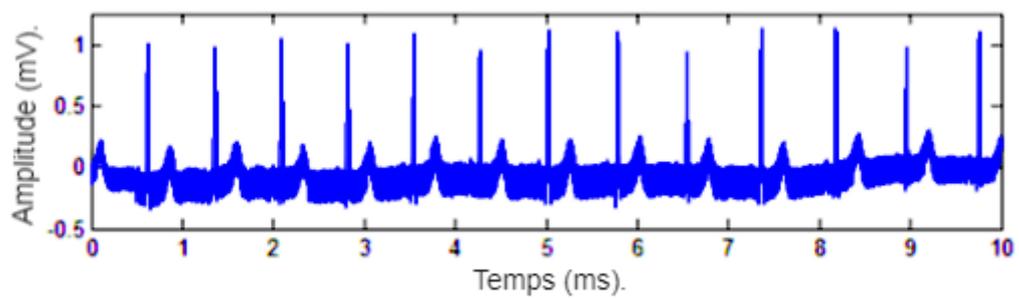
La figure I.10 illustre les artifices les plus fréquents que l'on peut trouver dans un signal ECG.



(a) Déplacement de la ligne de base.



(b) interférence de la ligne électrique 50 Hz.



(c) bruit électromyographie

Figure I.10 : Types courants de bruit dans les enregistrements d'ECG.

I.11. Conclusion

Ce chapitre s'intéressait aux notions de base de l'électrocardiographie. Nous avons présenté une brève anatomie du cœur humain et ses caractéristiques électriques. Puis nous avons présenté le signal ECG et les différentes ondes qui le composent. Nous avons, ensuite présenté les techniques d'acquisitions et d'enregistrement. Finalement, nous avons décrit les différents types de bruit et d'artéfacts qui entachent les signaux ECG. Dans le chapitre suivant, nous présentons les systèmes automatiques d'analyse et de classification des signaux ECG.

Chapitre II:
Classification
automatique des
arythmies cardiaques.

II.1. Introduction

Après avoir présenté les principes de base de l'électrocardiographie, les techniques d'acquisitions et les différentes ondes qui composent le signal ECG, nous présentons dans ce chapitre une introduction générale sur la classification automatique des arythmies. Nous commençons par des généralités sur les systèmes de reconnaissance de formes, puis nous présenterons quelques maladies cardiaques, ensuite nous décrivons les systèmes de classification automatiques des arythmies. On se focalise principalement sur les étapes d'extraction des caractéristiques et de la classification.

II.2. Généralités sur la reconnaissance des formes

II.2.1. Définition de la Reconnaissance des formes

Bien que nous entendions souvent ce terme dans le monde informatique, il provient à l'origine des neurosciences cognitives et de la psychologie. La reconnaissance des formes (PR, Pattern recognition) est un processus cognitif qui se produit dans notre cerveau lorsque nous faisons correspondre certaines informations que nous rencontrons avec des données stockées dans notre mémoire. Par exemple, lorsqu'une maman apprend à son enfant à compter, elle dit "Un, deux, trois...". Après plusieurs répétitions, lorsque la maman dit "Un, deux...", l'enfant peut répondre par "Trois". Comme on peut le voir, l'enfant a reconnu le modèle [12].

Les formes sont présentes partout dans ce monde. Une forme peut être vue physiquement ou observé mathématiquement en appliquant des algorithmes. Exemple : les couleurs sur les vêtements, le modèle de la parole, etc. En informatique, un modèle est représenté à l'aide de valeurs de caractéristiques vectorielles.

En informatique et en apprentissage automatique, la reconnaissance des formes est une technologie qui fait correspondre les informations stockées dans la base de données avec les données entrantes en utilisant un algorithme. La reconnaissance des formes peut donc être définie comme la classification de données basée sur des connaissances déjà acquises ou sur des informations statistiques extraites de formes et/ou de leur représentation. L'un des aspects importants de la reconnaissance des formes est son potentiel d'application.

Le domaine de la reconnaissance des formes s'intéresse à la découverte automatique de régularités dans les données par le biais d'algorithmes informatiques et à l'utilisation de ces régularités pour prendre des mesures telles que la classification des données en différentes

catégories. Son objectif principal est d'extraire de manière optimale des modèles basés sur certaines conditions et de séparer une classe des autres.

II.2.2. Applications de la Reconnaissance des formes

L'application de la reconnaissance des formes se retrouve partout. Par exemple, la catégorisation des maladies, la prédiction du taux de survie des patients atteints d'une maladie spécifique, la vérification des empreintes digitales, la reconnaissance des visages, la discrimination de l'iris, la discrimination de la forme des chromosomes, la reconnaissance optique des caractères, la discrimination des textures, la reconnaissance vocale, etc. La conception d'un système de reconnaissance de formes doit tenir compte du domaine d'application.

II.2.3. Processus générale de reconnaissance des formes

La reconnaissance des formes est en développement constant depuis une longue période de temps. Elle comprend de nombreuses méthodes qui ont permis le développement de diverses applications dans différents domaines. Les éléments de base de la reconnaissance des formes sont le prétraitement, l'extraction de caractéristiques et la classification. Une fois que l'ensemble de données est acquis, il est prétraité, de sorte qu'il devienne approprié pour les sous-processus suivants. L'étape suivante est l'extraction de caractéristiques, dans laquelle l'ensemble de données est converti en un ensemble de vecteurs de caractéristiques qui sont supposés être représentatifs des données originales. Ces caractéristiques sont utilisées dans l'étape de classification pour séparer les points de données en différentes classes en fonction du problème, La figure II.1 résume toutes les étapes de ce processus.



Figure II.1 : Schéma de base d'un processus de reconnaissance des formes.

II.3. Les arythmies cardiaques

Aussi connu sous le nom de dysrythmie, une arythmie est un problème de rythme ou de rythme cardiaque. Lors d'une arythmie, le cœur peut battre trop vite, trop lentement ou avec un rythme irrégulier. Lorsqu'un cœur bat trop vite, la condition est appelée tachycardie. Lorsqu'un cœur bat trop lentement, la condition est appelée bradycardie

L'arythmie est causée par des modifications du tissu et de l'activité cardiaques ou des signaux électriques qui contrôlent le rythme cardiaque. Ces changements peuvent être causés par des dommages causés par une maladie, une blessure ou la génétique. Souvent, il n'y a pas de symptômes, mais certaines personnes ressentent un rythme cardiaque irrégulier : Le malade peut se sentir faible ou étourdi ou avoir des difficultés à respirer. Si l'arythmie n'est pas traitée, le cœur peut ne pas être en mesure de pomper suffisamment de sang vers le corps. Cela peut endommager le cœur, le cerveau ou d'autres organes.

Le test le plus couramment utilisé pour diagnostiquer une arythmie est un électrocardiogramme (ECG). L'arythmie cardiaque fait référence à un groupe de conditions qui font battre le cœur de manière irrégulière, trop lente ou trop rapide. Il existe plusieurs catégories d'arythmie, notamment :

- bradycardie ou rythme cardiaque lent.
- tachycardie ou rythme cardiaque rapide.
- rythme cardiaque irrégulier, également connu sous le nom de flutter ou de fibrillation.
- rythme cardiaque précoce ou contraction ventriculaire prématurée.

II.3.1. Les tachycardies

La tachycardie est le terme médical désignant une fréquence cardiaque supérieure à 100 battements par minute, rendant le cœur bat plus vite que la normale en raison de conditions non liées aux l'effort physiologiques normal (par exemple exercice, efforts, traumatisme ou maladie..). Il existe de nombreux types de tachycardie. Ils sont regroupés en fonction de la partie du cœur responsable de la fréquence cardiaque rapide et de la cause du rythme cardiaque anormalement rapide

La figure II.2 représenté un exemple sur un signal ECG d'une maladie tachycardiaque.

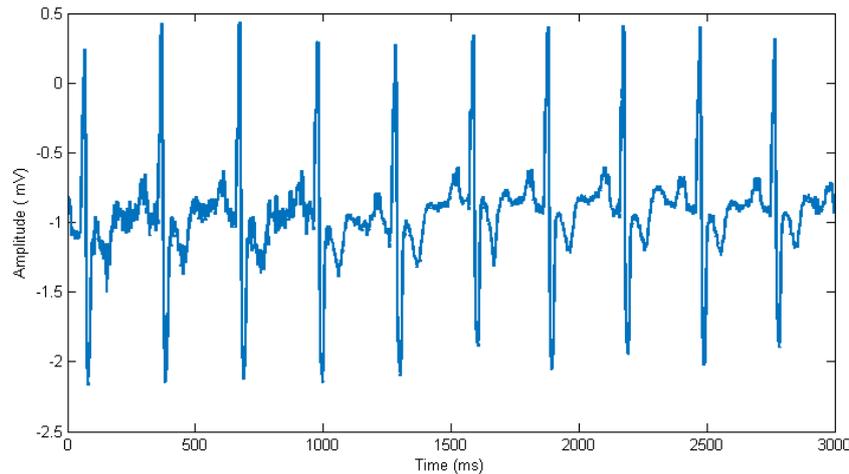


Figure II.2 : Exemple de signal ECG d'une maladie tachycardiaque.

Les types courants de tachycardie comprennent:

II.3.1.a. Tachycardie supraventricular (TSV)

La tachycardie supraventricular est un rythme cardiaque anormalement rapide qui commence quelque part au-dessus des cavités inférieures du cœur (ventricules). Elle est causée par des circuits anormaux dans le cœur qui sont généralement présents à la naissance et créent une boucle de signaux qui se chevauchent.

II.3.1.b. Fibrillation auriculaire

La fibrillation auriculaire est une fréquence cardiaque rapide causée par des impulsions électriques chaotiques et irrégulières dans les cavités supérieures du cœur (oreillettes). Ces signaux entraînent des contractions rapides, non coordonnées et faibles des oreillettes.

La fibrillation auriculaire peut être temporaire, mais certains épisodes ne se termineront pas s'ils ne sont pas traités. La fibrillation auriculaire est le type de tachycardie le plus courant.

II.3.1.c. Flutter auriculaire

Dans le flutter auriculaire, les oreillettes du cœur battent très vite mais à un rythme régulier. La fréquence rapide entraîne de faibles contractions des oreillettes. Le flutter auriculaire est causé par des circuits irréguliers dans les oreillettes.

Les épisodes de flutter auriculaire peuvent disparaître d'eux-mêmes ou nécessiter un traitement. Les personnes qui ont un flutter auriculaire ont également souvent une fibrillation auriculaire à d'autres moments.

II.3.1.d. Tachycardie ventriculaire

La tachycardie ventriculaire est une fréquence cardiaque rapide qui commence par des signaux électriques anormaux dans les cavités inférieures du cœur (ventricules). La fréquence cardiaque rapide ne permet pas aux ventricules de se remplir et de se contracter efficacement pour pomper suffisamment de sang vers le corps un exemple sur un signal ECG avec la maladie *TV* et donné dans la figure II.3.

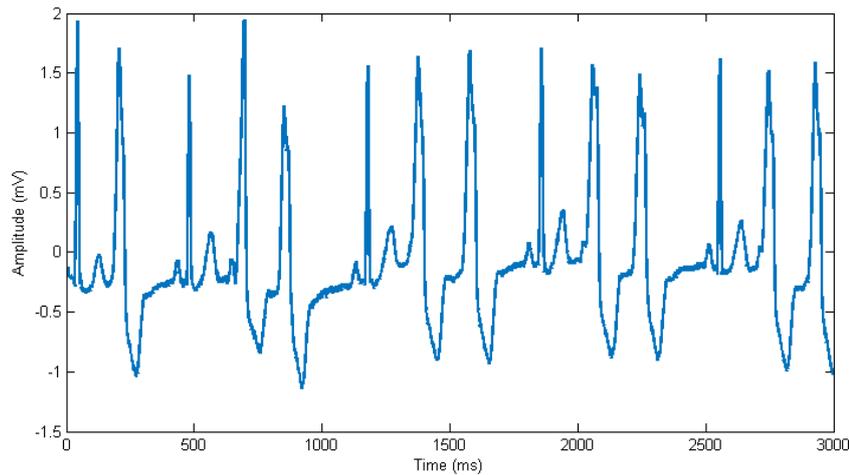


Figure II.3 : Exemple de signal ECG d'une maladie tachycardiaque (ventriculaire).

Les épisodes de tachycardie ventriculaire peuvent être brefs et ne durer que quelques secondes sans causer de dommages. Mais les épisodes qui durent plus de quelques secondes peuvent devenir une urgence médicale potentiellement mortelle.

II.3.1.e. Fibrillation ventriculaire

La fibrillation ventriculaire se produit lorsque des impulsions électriques rapides et chaotiques font trembler les cavités cardiaques inférieures (ventricules) au lieu de pomper le sang nécessaire vers le corps. Cela peut être mortel si le cœur n'est pas rétabli à un rythme normal en quelques minutes avec un choc électrique au cœur (défibrillation).

Une fibrillation ventriculaire peut survenir pendant ou après une crise cardiaque. La plupart des personnes atteintes de fibrillation ventriculaire ont une maladie cardiaque sous-jacente ou ont subi un traumatisme grave, comme la foudre.

II.3.2 Bradycardie

Un cœur sain battra normalement de manière régulière et coordonnée. Il ralentira ou s'accélélera en fonction des besoins du corps. La vitesse à laquelle votre cœur bat est importante car elle influence la quantité de sang et d'oxygène circulant dans le corps.

Lorsque le rythme cardiaque est sous contrôle normal, on parle de rythme sinusal. En rythme sinusal, le stimulateur cardiaque naturel contrôle le rythme. Les hormones et le système nerveux du corps affectent ce stimulateur cardiaque et aident à déterminer la fréquence cardiaque.

Un rythme cardiaque trop lent est appelé bradycardie. Les types courants de tachycardie comprennent:

II.3.2.a. Dysfonctionnement du nœud sinusal

Le dysfonctionnement du stimulateur cardiaque naturel (le sinus ou le nœud sino-auriculaire) peut entraîner un rythme cardiaque lent de manière persistante (bradycardie sinusale) ou l'arrêt complet de l'activité normale du stimulateur cardiaque (arrêt sinusal - voir figure Tracer la voie électrique du cœur). Lorsque l'activité cesse, une autre zone du cœur prend généralement en charge la fonction du nœud sinusal. Cette zone, appelée stimulateur cardiaque d'échappement, peut être située plus bas dans l'oreillette, dans le nœud auriculo-ventriculaire, dans le système de conduction ou même dans le ventricule.

Le dysfonctionnement du nœud sinusal affecte principalement les personnes âgées. De nombreux types de dysfonctionnement des nœuds sinusaux ne provoquent aucun symptôme. Mais dans des certain cas entraîne généralement une faiblesse, fatigue. Un évanouissement peut se produire si le rythme devient très lent.

Les personnes présentant des symptômes reçoivent généralement un stimulateur cardiaque artificiel permanent pour accélérer la fréquence cardiaque ou, dans d'autres cas, des médicaments.

II.3.2.b. Le Bloc cardiaque

Est un rythme cardiaque anormal où le cœur bat trop lentement, ce qui entraîne le blocage partiel ou total des signaux électriques entre les cavités supérieures (oreillettes) et les cavités inférieures (ventricules). Le bloc cardiaque est également appelé bloc auriculo-ventriculaire (AV).

Les symptômes typiques du bloc cardiaque sont similaires à ceux de Dysfonctionnement du nœud sinusal, et peut inclure des étourdissements, des vertiges, des évanouissements, de la fatigue, des douleurs thoraciques, il y a 3 degrés de bloc cardiaque :

- **Bloc cardiaque du premier degré :** les impulsions électriques traversent lentement le cœur, mais elles atteignent toutes les ventricules.
- **Bloc cardiaque du deuxième degré :** les impulsions électriques sont retardées à chaque battement cardiaque jusqu'à ce qu'un battement n'atteigne pas les ventricules.
- **Bloc cardiaque du troisième degré :** est également appelé bloc cardiaque complet et constitue une maladie grave. Aucune des impulsions électriques provenant des oreillettes n'atteint les ventricules.

La figure II.4 illustré un signal ECG avec bloc de branche droite.

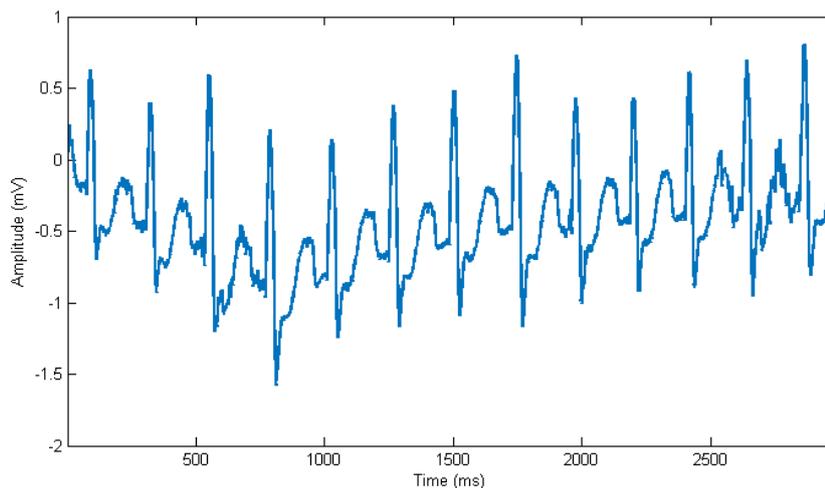


Figure II.4 : Exemple de signal ECG d'une maladie blocs de branche droite.

Le bloc cardiaque est traité avec un stimulateur cardiaque artificiel car le cœur n'est plus capable de se stimuler de manière fiable en raison du blocage des signaux électriques.

Dans la figure II.5 ont à faire une petite comparaison entre signal avec rythme cardiaque normal et des signaux avec des arythmies déférents.

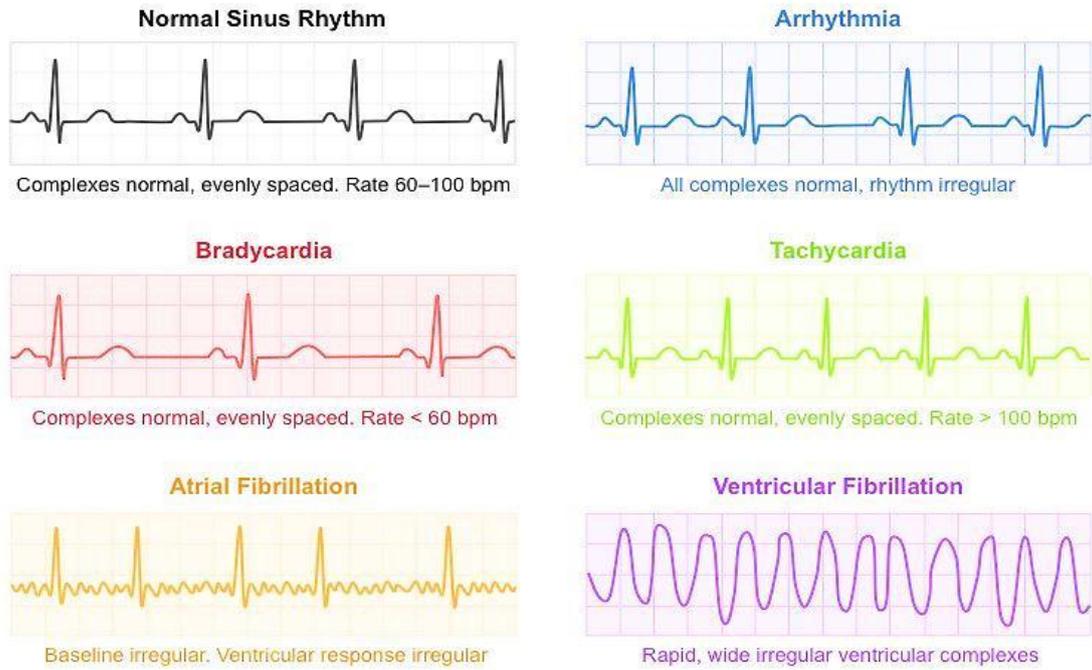


Figure II.5 : Comparaison entre un ECG normal et de différentes arythmies cardiaques.

II.4. Processus général de la classification des battements ECG

Un système automatique de classification des arythmies à partir de signaux acquis par un appareil ECG peut être divisé en quatre phases (voir Fig.II.6), comme suit :

- Prétraitement du signal ECG,
- Segmentation des battements cardiaques,
- Extraction de caractéristiques,
- Apprentissage/Classification.

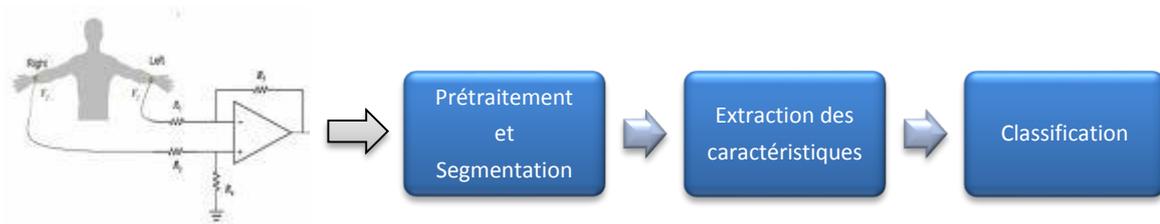


Figure II.6 : Diagramme de Processus général de classification des signaux ECG.

II.4.1. Prétraitement

Le rôle du prétraitement est de garder les données les plus intéressantes à partir du signal extrait. Il est utilisé pour réduire les variations et produire un ensemble de données plus cohérent. Le prétraitement doit inclure un filtrage du bruit, un lissage et une normalisation pour corriger le signal de l'électrocardiogramme de différentes erreurs. Dans certaines applications, la segmentation du motif intéressant de la partie différentielle de l'ECG est très importante.

Le prétraitement de l'ECG implique généralement un filtre coupe-bande pour éliminer les interférences des lignes électriques, un filtre passe-bas pour éliminer le bruit à haute fréquence dû à l'activité musculaire, et un filtre passe-haut pour éliminer la dérive à basse fréquence principalement due à l'oscillation de la ligne de base (respiration, etc.). Récemment, des techniques plus sophistiquées, telles que le filtrage de Kalman et la transformation de Hilbert-Huang (HHT), ont été proposées pour le débruitage.

Au cours des dernières années beaucoup de méthodes basées sur les transformations en ondelettes ont été employées pour éliminer le bruit. Ces méthodes permettent de préserver les propriétés du signal ECG et en pas perdre ses importants détails physiologiques, de plus ces méthodes sont simples d'un point de vue informatique.

II.4.2. Détection et la segmentation du complexe QRS

La détection et segmentation du QRS intervient à la fin de la phase de prétraitement, les méthodes de segmentation du rythme cardiaque (c'est-à-dire la détection du pic R ou du complexe QRS) sont étudiées depuis plus de trois décennies. La détection du complexe QRS repose sur la forme très particulière du pic QRS. Il s'agit de la phase la plus importante dans la reconnaissance du rythme cardiaque de l'ECG et dans l'analyse de la variabilité de la fréquence cardiaque (VFC). La détection et la localisation précises du pic R sont également essentielles pour reconstruire la série d'intervalles RR, ce qui est fondamental pour l'analyse de la VFC. Plusieurs méthodes de détection de QRS ont été proposées. Parmi ces méthodes, l'un le plus classiques ayant été proposé par Pan et Tompkins [13]. Sa mise en œuvre est simple et pouvant atteindre de bon performances en matière de sensibilité et de prédictivité (tous deux > 99,5%).

Cette méthode comporte les étapes suivantes :

- Un filtre passe-bande qui maintient la partie spectrale où se concentre l'énergie QRS.
- Un différenciateur sélectionne les pics du QRS, qui sont très différentes des autres composants plus lisses.
- La valeur quadratique moyenne de chaque échantillon de signal est calculée pour n'obtenir que des valeurs positives et pour souligner le QRS avec le composant élevé de fréquence.
- Un intégrateur de fenêtres mobiles additionne les zones sous le quadratique signal pour produire des impulsions et éliminer les artefacts de courte durée. Une telle sortie va à l'unité de décision où chaque impulsion est comparée au seuil préétabli en la distinguant ou non et le situant à sa place temporelle relative appropriée.

II.4.3. Extraction des caractéristiques

L'extraction de caractéristiques ECG joue un rôle essentiel dans la classification du rythme cardiaque de l'arythmie à l'aide du signal ECG. Toute information extraite du signal utilisée pour discriminer son type peut être considérée comme une caractéristique. Les caractéristiques peuvent être extraites sous plusieurs formes directement à partir de la morphologie du signal ECG dans le domaine temporel et /ou dans le domaine de fréquence ou à partir du rythme cardiaque.

Les informations morphologiques peuvent être incluses dans plusieurs types de caractéristiques. Ils peuvent être regroupés dans les catégories suivantes [14] :

- Caractéristiques dans le domaine temporel.
- Caractéristiques dans le domaine fréquentiel.
- Approches de modélisation paramétrique.
- Caractéristiques Tempo-fréquentielle : approche basée sur les ondelettes.

Plusieurs techniques ont été adoptées, mais la plupart des études présentées dans la littérature utilisent des transformées en ondelettes et les chercheurs affirment qu'il s'agit de la meilleure méthode pour extraire les caractéristiques du signal ECG. La transformée en ondelettes permet d'extraire des informations à la fois dans le domaine des fréquences et dans celui du temps, ce qui est différent de ce qui est généralement obtenu par la transformée de Fourier traditionnelle, qui permet d'analyser uniquement le domaine des fréquences.

II.4.4. Classification

Au niveau de l'étape de la classification, le système utilise les caractéristiques extraites de chaque exemple pour les reconnaître et l'associer à la classe appropriée. Il y a généralement deux types de procédures d'apprentissage qui sont souvent utilisés qui sont : apprentissage supervisé et non-supervisé. Dans le premier type, les classificateurs ont la connaissance de chaque catégorie des exemples et également le critère ou la métrique pour discriminer. Dans le deuxième type, non-supervisé, les paramètres du système sont adaptés en utilisant uniquement les informations de l'entrée, et contraint par des règles internes pré-spécifiées, il tente de trouver des modèles inhérents aux données qui peuvent ensuite être utilisés pour déterminer la valeur de sortie correcte pour les nouvelles exemples de données.

Les classes, ou catégories, sont des groupes de modèles ayant des valeurs de caractéristiques similaires selon des paramètres donnés. La reconnaissance des formes est généralement classée en fonction du type d'apprentissage utilisé pour générer la valeur de sortie dans cette étape. Cette étape nous permet de reconnaître un objet ou un modèle en utilisant certaines caractéristiques (traits) dérivées des étapes précédentes. C'est cette phase qui tente de d'attribuer chaque valeur du vecteur de caractéristiques à l'une des ensemble de classes donné.

Il existe différentes méthodes de classification utilisées dans le processus de reconnaissance des formes. Dans le domaine de la reconnaissance des arythmies, les méthodes les plus utilisées sont citées comme suit [15]:

- 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 (SVM, Support Vector Machines).
- Les réseaux de neurones artificiels (ANN, Artificial Neural Networks).

II.5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons donné des généralités sur les systèmes de reconnaissance de formes et des maladies cardiaques avant de décrire les systèmes de classification automatiques des arythmies. On se focalisait principalement sur les étapes d'extraction des caractéristiques et de la classification. Nous pouvons ainsi considérer ce chapitre comme une introduction à notre travail qui se base essentiellement sur ces deux étapes.

Chapitre III :
Les Ondelettes

&

ECG.

III.1. Introduction

L'un des principaux problèmes dans les fonctions traditionnelles de traitement et l'analyse du signal, comme la transformée de Fourier, est qu'elle capte seulement les informations de fréquence globale, c'est-à-dire les fréquences qui persistent sur l'ensemble d'un signal. Ce type de décomposition du signal peut ne pas convenir à toutes les applications, par exemple l'électrocardiographie (ECG) où les signaux présentent de courts intervalles d'oscillation. La transformée en ondelettes, qui décompose un signal en un ensemble d'ondelettes, constitue une importante technique pour bien capter les caractéristiques locales, et analyser les signaux non-stationnaire et présentant des changements brusques.

III.2. Définition d'une ondelette

L'ondelette signifie une "petite onde", il s'agit d'une forme d'onde de durée limitée dont la valeur moyenne est égale à zéro. En d'autres termes, une ondelette est une oscillation en forme de vague qui est localisée dans le temps. L'analyse en ondelettes consiste à décomposer un signal en versions décalées et mises à l'échelle de l'ondelette originale, ou ondelette mère. C'est-à-dire, contrairement à l'analyse de Fourier qui consiste essentiellement à décomposer le signal en ondes sinusoïdales de différentes fréquences.

Les sinusoides, qui sont la base de l'analyse de Fourier, n'ont pas une durée limitée : elles vont de moins l'infini à plus l'infini. En outre, les sinusoides sont lisses et prévisibles, alors que les ondelettes sont souvent irrégulières et asymétriques [23]. En raison de leur bon support local, les ondelettes sont de meilleurs candidats pour décrire les caractéristiques locales et analyser les signaux présentant des changements brusques.

Les ondelettes ont deux propriétés de base :

- L'échelle (ou dilatation) : définit à quel point une ondelette est "étirée" ou "écrasée". Cette propriété est liée à la fréquence telle que définie pour les ondes.
- La localisation (shifting) : définit la position de l'ondelette dans le temps (ou l'espace).

III.3. Les transformées en ondelettes

Les méthodes d'analyse du signal temps-fréquence offrent une interprétation simultanée du signal en temps et en fréquence, ce qui permet d'élucider les composantes locales, transitoires ou intermittentes. Ces composantes sont souvent masquées par le calcul de la moyenne inhérent aux méthodes uniquement spectrales, par exemple la FFT. Un certain nombre de méthodes

temps-fréquence sont actuellement disponibles pour la décomposition haute résolution dans le plan temps-fréquence, notamment la transformée de Fourier en temps court (STFT, Short Time Fourier Transform), la transformée de Wigner-Ville (WVT, Wigner-Ville Transform), la distribution de Choi-Williams (CWD, Choi-Williams Distribution) et la transformée en ondelettes continue (CWT, continuous wavelet transform). Parmi ces méthodes, la transformée en ondelettes continue est devenue un outil populaire parmi les chercheurs car elle possède un fenêtrage dépendant de la fréquence et qui permet une résolution arbitraire des composantes du signal à haute fréquence (contrairement à la STFT).

La plupart des idées qui sous-tendent les transformées en ondelettes existent depuis longtemps. Cependant, l'analyse des transformées en ondelettes telle que nous la connaissons aujourd'hui a réellement commencé au milieu des années 1980 [24]. Les ondelettes comprennent plusieurs familles. La figure (III.1) illustre quelques exemples d'ondelettes.

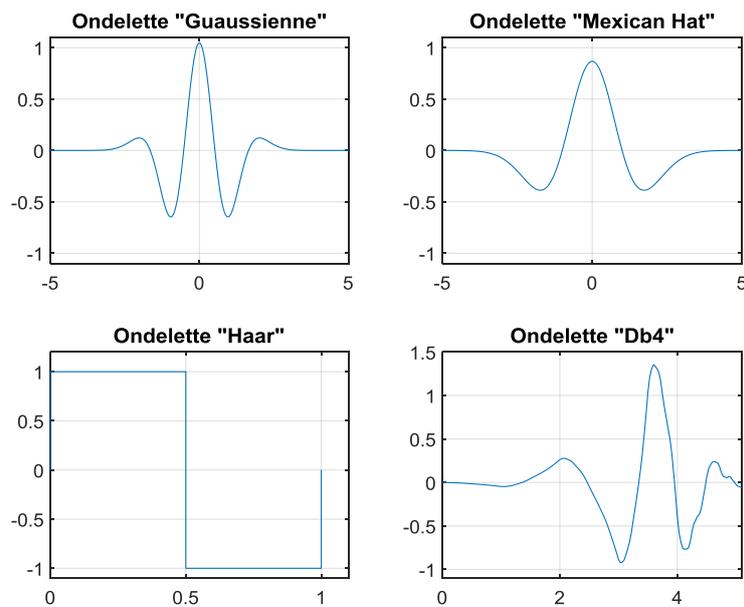


Figure III.1 : Quelques exemples d'ondelettes.

Les caractéristiques principales d'une fonction ondelette sont : Sélectivité en fréquence, Similarité, Orthogonalité, Régularité, Nombre de moments nuls, Facteur d'échelle minimal.

Ces dernières années, la transformée en ondelettes s'est imposée comme l'outil le plus employé par les chercheurs pour analyser des signaux problématiques dans un grand nombre de domaines scientifiques, techniques et médicaux. Les avantages de la transformée en ondelettes peuvent être récapitulés comme suit [24] :

- Sa capacité à élucider simultanément les informations spectrales et temporelles locales d'un signal d'une manière plus flexible en employant une fenêtre de largeur variable. Ainsi, les transformées en ondelettes produisent une décomposition temps-fréquence permettant de séparer les composantes individuelles du signal plus efficacement que les méthodes traditionnelles comme la transformée de Fourier à court terme (STFT).
- Le caractère temporel-spectral flexible de la transformée permet une analyse spectrale locale, dépendante de l'échelle, des caractéristiques individuelles du signal. De cette façon, les informations de courte durée/haute fréquence et celles de longue durée/basse fréquence peuvent être saisies simultanément. Cette méthode est donc particulièrement utile pour l'analyse des transitoires, de la périodicité et d'autres caractéristiques de signaux non stationnaires.
- Sous sa forme discrète utilisant des bases d'ondelettes orthogonales, la transformée en ondelettes est particulièrement utile dans le codage des signaux, permettant de localiser les informations du signal dans un certain nombre de coefficients pertinents à des fins de compression.
- Les transformées en ondelettes peuvent également être utilisées pour le débruitage des signaux.
- Un autre avantage clé des techniques d'ondelettes est la variété des fonctions d'ondelettes disponibles, ce qui permet de choisir la plus appropriée pour le signal à étudier.

III.4. Types de transformées en ondelettes

Les transformées en ondelettes se distinguent essentiellement en deux catégories ou classes : la transformée en ondelettes continue et la transformée en ondelettes discrète. La principale différence entre ces deux types est que la transformée en ondelettes continue utilise toutes les ondelettes possibles sur une gamme d'échelles et d'emplacements (c'est-à-dire un nombre infini d'échelles et d'emplacements). Alors que la transformée en ondelettes discrète utilise un ensemble fini d'ondelettes (c'est-à-dire un ensemble particulier d'échelles et d'emplacements).

III.4.1. La transformée en ondelettes continue (CWT)

La transformée en ondelettes continue est une méthode d'analyse temps-fréquence qui se distingue de la transformée traditionnelle de Fourier à court terme en permettant une localisation arbitraire dans le temps. Pour ce faire, la CWT dispose d'une largeur de fenêtre variable, qui est liée à l'échelle d'observation. C'est une flexibilité qui permet d'isoler les caractéristiques de haute fréquence. Une autre distinction importante par rapport à la STFT est que la CWT n'est pas limitée à l'utilisation de fonctions d'analyse sinusoïdales. Au contraire, une large sélection de formes d'onde localisées peut être employée, tant qu'elles satisfont à des critères mathématiques prédéfinis. La transformée en ondelettes d'un signal à temps continu, $x(t)$, est définie comme suit :

$$f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi * \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (\text{III.1}).$$

Où :

- $\psi^*(t)$ est le conjugué complexe de la fonction d'ondelette d'analyse $\psi(t)$,
- ' a ' définit l'échelle de l'ondelette. Si nous diminuons sa valeur, l'ondelette aura une apparence plus comprimée. Cela permet de capturer des informations à haute fréquence. Inversement, lorsque l'on augmente la valeur de ' a ', l'ondelette s'étire et capture les informations de basse fréquence.
- ' b ' définit la localisation de l'ondelette. Si l'on diminue " b ", l'ondelette est déplacée (shift) vers la gauche. Augmenter " b " la décale vers la droite. La localisation est importante car, contrairement aux ondes, les ondelettes ne sont non nulles que sur un court intervalle. De plus, lors de l'analyse d'un signal, nous ne sommes pas seulement intéressés par ses oscillations, mais aussi par l'endroit où ces oscillations ont lieu.

La figure (III.2) illustre des exemples de translations et dilatations d'une ondelette de type « Mexican Hat »

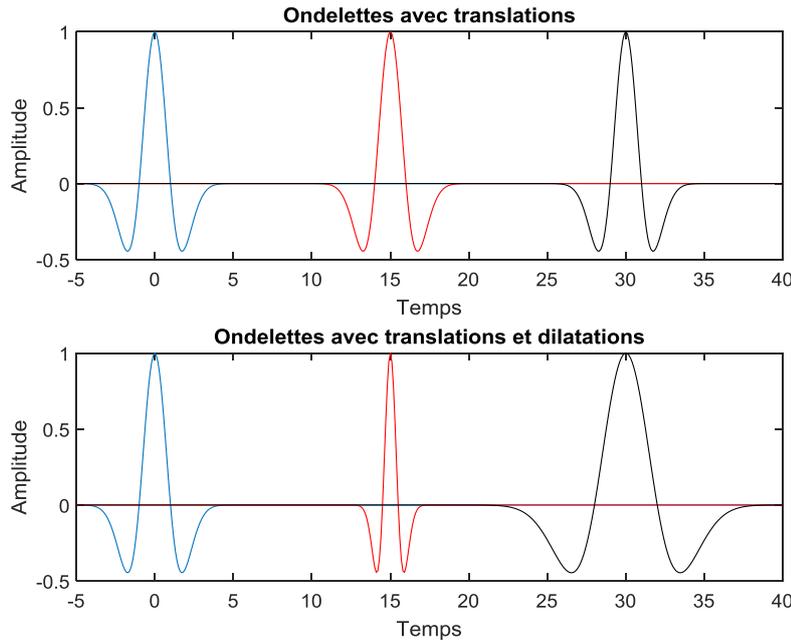


Figure III.2 : Translations et dilatations d'une ondelette de type « Mexican Hat ».

III.4.2. La transformée en ondelettes discrète (DWT)

Dans sa forme la plus courante, la DWT utilise une grille dyadique (mise à l'échelle en puissance entière de deux en a et b) et des fonctions de base d'ondelettes orthonormées (présentant une redondance nulle). En fait, l'intégrale de la transformée reste continue pour la DWT mais n'est déterminée que sur une grille discrétisée d'échelles a et de positions b . En pratique, le signal d'entrée est traité comme une approximation initiale en ondelettes du signal continu sous-jacent à partir duquel, à l'aide d'un algorithme multi-résolution, la transformée en ondelettes et la transformée inverse peuvent être calculées de manière discrète, rapidement et sans perte d'informations sur le signal. Une façon naturelle d'échantillonner les paramètres " a " et " b " est d'utiliser une discrétisation logarithmique de l'échelle " a " et de la lier, à son tour, à la taille des pas effectués entre les emplacements " b ". Pour relier " b " à " a ", nous nous déplaçons par étapes discrètes vers chaque emplacement " b ", qui sont proportionnelles à l'échelle " a ". Ce type de discrétisation de l'ondelette a la forme suivante :

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi\left(\frac{t-n.b_0.a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (\text{III.2}).$$

Où

- m, n sont des entiers qui contrôlent, respectivement, la dilatation et la translation de l'ondelette.
- $a0$ est un paramètre de pas de dilatation, fixé à une valeur supérieure à **1**.
- $b0$ est le paramètre de localisation qui doit être supérieur à zéro.

La figure III.3 illustre un exemple d'ondelettes (de type Daubechies 2) utilisées dans trois niveaux de décomposition.

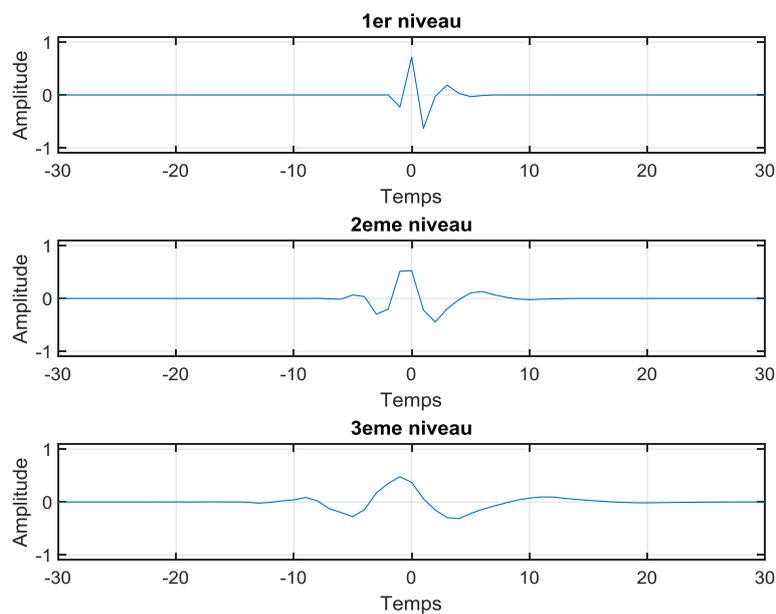


Figure III.3 : L'ondelette Daubechies 2 avec différents niveaux de décomposition.

III.5. Analyse multi-résolution

III.5.1. Décomposition

L'objectif de l'analyse multi-résolution est de développer des représentations d'une fonction $f(x)$ à différents niveaux de résolution. À cette fin, nous cherchons à séparer le signal en deux composantes, l'une représentant l'allure de ses approximations $A[n]$, et l'autre l'allure de ses détails $D[n]$.

Dans la transformée en ondelettes multi-résolution, le signal original est traité par un filtre passe-haut et un filtre passe-bas, Les différentes bandes de fréquence peuvent être analysées à l'aide de la DWT, où le signal est décomposé en deux ensembles de coefficients : approximation

et détail. Les détails sont les composantes de basse échelle et de haute fréquence, et les approximations sont les composantes de haute échelle et de basse fréquence du signal.

À ce niveau, nous nous retrouvons avec deux fois plus de données qu'au départ. Pour corriger ce problème, un sous-échantillonnage est utilisé. Cela signifie que l'on élimine chaque deuxième point de données. Le résultat est un ensemble final de coefficients d'approximation, cA_0 et de coefficients de détail, cD_0 . Ce processus est illustré par la figure III.4.

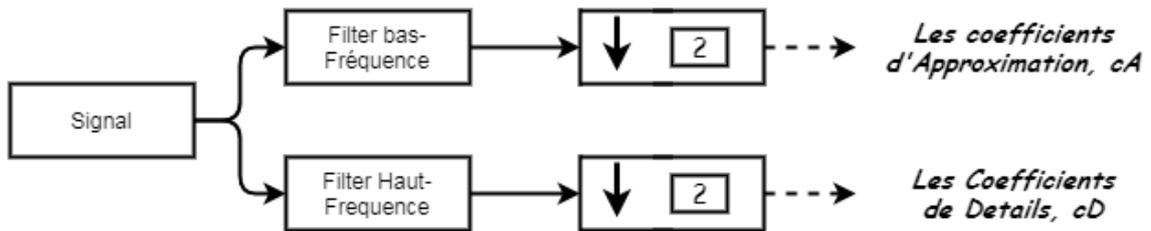


Figure III.4: Décomposition basé sur l'analyse Multi-résolution à un seul niveau.

L'étape suivante consiste à décomposer les coefficients d'approximation obtenus, cA_0 , en cA_1 et cD_1 selon le même processus. Ce processus est répété pour produire cA_2 , cD_2 , cA_3 , cD_3 et ainsi de suite. La figure III.5 ci-dessous illustre l'ensemble du processus de décomposition multi-résolution.

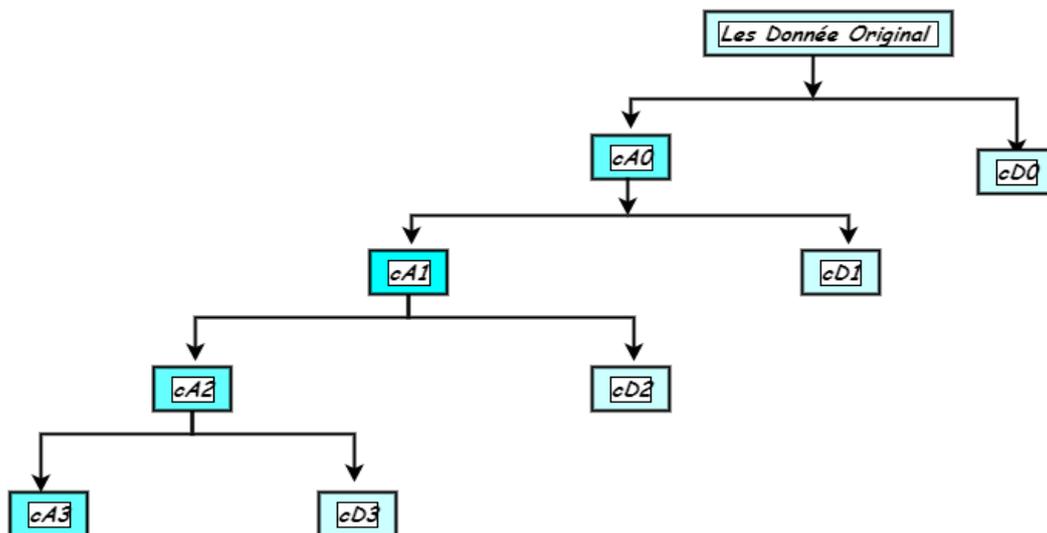


Figure III.5 : Décomposition basé sur l'analyse Multi-résolution multi-niveaux.

La sélection de l'ondelette mère dans les transformées en ondelettes est une tâche très importante. Pour sélectionner une fonction d'ondelette particulière, il n'existe pas de méthode

universelle. Cela dépend du type de signal qui doit être analysé [23]. La fonction d'ondelette qui est la plus similaire au signal analysé est sélectionnée.

III.5.2 Reconstruction

L'utilisation de la décomposition multi-résolution ne représente que la moitié du processus. Il est essentiel d'avoir un moyen de reconstituer les données originales sans perte d'information. Ce processus est appelé reconstruction ou synthèse. Alors que la décomposition implique une convolution suivie d'un sous-échantillonnage, la reconstruction consiste en un sur-échantillonnage suivi d'une convolution.

Lors de la reconstruction, les coefficients d'approximation cA_n , et les coefficients de détail cD_n , sont d'abord sur-échantillonnés. Les coefficients d'approximation sont ensuite convolutés avec un filtre passe-bas, tandis que les coefficients de détail sont convolutés avec un filtre passe-haut. Les deux ensembles de données convolutées sont ensuite combinés pour obtenir le niveau suivant de coefficients d'approximation, cA_{n-1} . La figure III.6 décrit le processus de reconstruction.

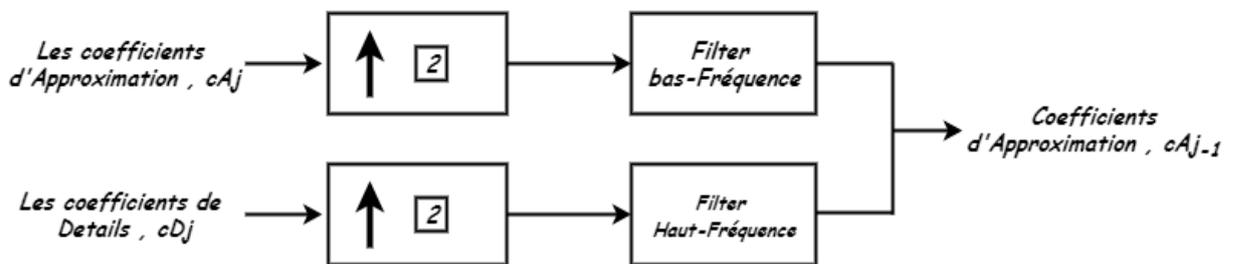


Figure III.6 : Reconstruction à un seul niveau.

Ce processus peut être répété jusqu'à ce que les points de données originaux soient récupérés.

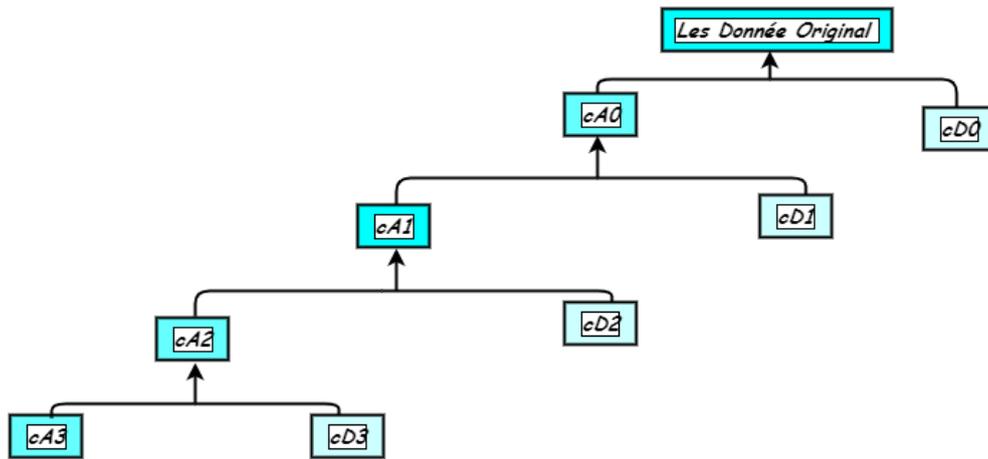


Figure III.7 : Reconstruction de signal original multi-niveaux.

III.5.3. Choix d'ondelettes

Le choix du type de l'ondelette a un rôle primordial sur les performances du système de décomposition, ce choix permet d'influencer la résolution temporelle et fréquentielle du résultat. Ceci est directement proportionnel à la largeur de l'ondelette utilisée dans l'espace réel et de Fourier. Le choix est donc guidé par diverses considérations incluant, en particulier, la ressemblance entre le signal analysé et la famille d'ondelette choisie.

III.5.4. Exemple de décomposition par multi-résolution

La Figure III.8 représente un exemple de l'application de l'analyse multi-résolution avec des ondelettes de type « Db2 » sur un signal donnée. La décomposition est effectuée avec un seul niveau. Cette figure illustre le signal d'origine, d'approximation, de détail ainsi que le signal reconstruit. Nous pouvons noter que le signal obtenu d'approximations représente l'allure du signal et que le signal de détail représente les hautes fréquences (qui peuvent être des bruits). Nous pouvons également noter que le signal reconstruit correspond parfaitement au signal d'origine.

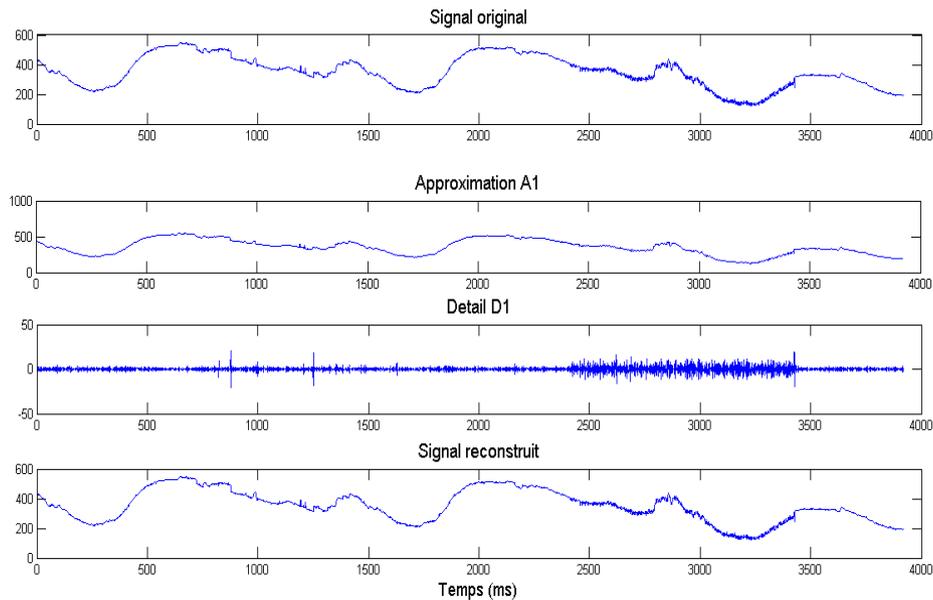


Figure III.8 : Exemple de décomposition avec ondelette « Db2 » a 1 niveau.

III.6. Applications des ondelettes dans les systèmes d'analyse de l'ECG

Les ondelettes ont été largement utilisées dans les systèmes d'analyse des signaux ECG [24]. Ils ont été introduits dans plusieurs phases, comme le prétraitement, filtrage, détection de la morphologie, extraction des caractéristiques, compression...etc.

III.6.1. Détection de la morphologie

La génération d'un algorithme pour la détection de l'onde P, du complexe QRS et de l'onde T dans un ECG est un processus relativement difficile en raison de la variabilité temporelle de la morphologie du signal en fonction des conditions physiologiques et de la présence de bruit.

Récemment, un certain nombre de techniques basées sur les ondelettes ont été proposées pour détecter ces caractéristiques. Par exemple, Senhadji et al [25] ont comparé la capacité de trois transformées en ondelettes différentes (Daubechies, Spline et Morlet) pour reconnaître et décrire les battements cardiaques isolés. Sahambi et al [26] ont employé une dérivée du premier ordre de la fonction gaussienne comme ondelette pour la caractérisation des formes d'onde de l'ECG. Ils ont ensuite utilisé l'analyse en ondelettes basée sur les modules-maxima en utilisant la transformée en ondelettes dyadique pour détecter et mesurer différentes parties du signal, en particulier la localisation de l'apparition et du décalage du complexe QRS et des ondes P et T. Sahambi et al [26] ont montré que cette algorithme fonctionnait bien en présence du mouvement

de la ligne de base et d'un bruit à haute fréquence ajouté au signal. Ils ont utilisé cette méthode pour déterminer les intervalles temporels du signal ECG, y compris les largeurs du complexe QRS et des ondes P et T.

D'autres études ont été effectuées par Park et al qui ont employé un filtre adaptatif en ondelettes pour minimiser la distorsion du segment ST due aux mouvements de la ligne de base.

III.6.2. Débruitage

Le débruitage par ondelettes se base sur le fait que le bruit est représenté par l'ensemble des coefficients alors que la majeure partie de l'énergie du signal utile est concentrée dans quelques coefficients de forte amplitude. Par conséquent, l'élimination du bruit peut être effectuée en mettant à zéro les coefficients faibles. Ceci peut être réalisé en effectuant une opération de seuillage suivie d'une reconstruction du signal en appliquant la transformée en ondelettes inverse. Ce type d'algorithme de débruitage a été initialement proposé par Donoho [27]. Le processus de débruitage par la transformée en ondelettes se déroule selon trois étapes successives :

- Application de la transformée en ondelettes sur le signal affecté par le bruit.
- Filtrage des coefficients obtenus en fonction d'un certain critère (par seuillage).
- Reconstruction par le calcul de la transformée inverse, à travers les coefficients acquis à l'étape précédente.

Le seuillage consiste à faire une comparaison entre les coefficients d'ondelettes et un seuil, ensuite les mettre à zéro si leurs amplitudes sont inférieures à ce seuil. L'efficacité et la fiabilité de l'opération de filtrage sont fortement liées au choix du seuil. En effet, plusieurs techniques de seuillage ont été développées, par exemple le seuillage dur et le seuillage doux.

III.6.3. Détection des complexe QRS

Les complexes QRS peuvent être détectés en se basant sur une analyse multi-résolution par la transformée en ondelette. En pratique, il n'y a pas de critères bien définis pour le choix de l'ondelette mère. Dans le domaine de l'analyse des signaux ECG, plusieurs travaux [28] [29] ont montré que la famille des ondelettes de Daubechies, particulièrement "db4", est la plus adaptée au traitement des signaux ECG car sa forme présente une similarité avec le complexe QRS.

Le principe de détection des complexe QRS est généralement basé sur la détection des pics R, dont leurs amplitudes sont les prédominantes du signal ECG, puis la détection de ondes Q et S.

Détection du pic R : La localisation du pic R est fondamentale dans la détection du complexe QRS, car elle influence la détection des autres ondes. Le carré du signal est calculé afin d'accentuer l'onde R et d'atténuer les autres ondes. Un seuillage adaptatif peut ainsi être utilisé. Du fait qu'il est impossible d'avoir deux battements cardiaques dans un intervalle de 0,25 seconde, une dernière étape d'élimination des pics R faussement détectés est effectuée à la fin de cette étape.

Détection des ondes Q et S : Les ondes Q et S sont détectées après la détection des pics R. Ces ondes sont à haute fréquence, de faible amplitude et faible énergies [30]. De plus, les ondes Q et S sont des déviations négatives qui se produisent de chaque côté du pic R, généralement sur un intervalle de temps maximum de 0,1 seconde. L'onde de gauche notée Q est prise comme l'amplitude minimale qui précède le pic R et l'onde S l'amplitude minimale qui la suit.

III.7. Conclusion

Le but de ce chapitre était d'introduire brièvement les notions de base des ondelettes, de la transformée en ondelettes continue et discrète ainsi que l'analyse multi-résolution. Nous avons également présenté quelques applications des ondelettes dans le domaine de traitement des signaux ECG, ou ils ont été introduits avec succès dans plusieurs phases, comme le prétraitement, filtrage, extraction des caractéristiques, compression...etc. Dans ce travail, on s'intéresse à l'utilisation des ondelettes pour l'extraction des caractéristiques des battements ECG.

Chapitre IV :
Support Vector Machine
&
Classification.

IV.1. Introduction

Ces dernières années, l'apprentissage automatique a connu une grande révolution à cause des grands progrès technologiques. Du côté des applications, on s'est tourné vers l'analyse et le traitement de très grandes bases de données réelles, avec les défis en termes de complexité en calcul, d'espace, et de prétraitement nécessaire des données. Les machines à vecteurs de support (SVM, Support Machines Vectors) sont largement utilisées dans les systèmes actuels d'analyse de données.

Dans ce chapitre, nous introduisons les machines à vecteurs de support pour les problèmes à deux classes. Tout d'abord, nous abordons les SVM à marge dure, dans lesquelles les données d'apprentissage sont linéairement séparables dans l'espace d'entrées. Nous étendrons ensuite les SVM à marge dure dans les cas où les données d'apprentissage ne sont pas linéairement séparables, et nous présentons les techniques de transfert de l'espace d'entrée dans l'espace des caractéristiques à haute dimension pour améliorer la séparabilité linéaire.

IV.2. Définition

Les Support Vector Machine (en français machines à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge) sont un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé destinés à résoudre des problèmes de discrimination et de régression.

On peut dire que l'étude des machines à vecteurs de support (SVM) a été lancée par Vladimir Vapnik à la fin des années 70. Cependant, ce n'est que vers la fin des années 90 que le sujet a commencé à recevoir une attention croissante

Les machines à vecteurs de support sont des machines d'apprentissage supervisé basées sur la théorie de l'apprentissage statistique et peuvent être utilisées pour la reconnaissance des formes et la régression. La théorie de l'apprentissage statistique peut identifier assez précisément les facteurs à prendre en compte pour apprendre avec succès certains types d'algorithmes simples. Cependant, les applications du monde réel nécessitent généralement des modèles et des algorithmes plus complexes (tels que les réseaux de neurones), ce qui les rend beaucoup plus difficiles à analyser théoriquement. Les SVM peuvent être considérés comme se situant à l'intersection de la théorie et de la pratique de l'apprentissage. Ils construisent des modèles suffisamment complexes (contenant une grande classe de réseaux neuronaux par exemple) et pourtant suffisamment simples pour être analysés mathématiquement. En effet, un SVM peut être considéré comme un algorithme linéaire dans un espace à haute dimension.

IV.3 Apprentissage des SVM

Lors de l'apprentissage d'un classificateur, l'objectif est généralement de maximiser les performances de classification pour les données d'apprentissage. Cependant, si le classifieur est trop entraîné pour les données d'apprentissage, la capacité de classification pour les données inconnues, c'est-à-dire la capacité de généralisation, est dégradée. Ce phénomène est appelé sur-ajustement (Over-fitting). Donc il faut assurer un compromis (trad-off) entre la capacité de généralisation et l'ajustement aux données d'entraînement. Plusieurs méthodes ont été proposées pour éviter le sur-ajustement. Pour un problème à deux classes, une machine à vecteurs de support est entraînée de manière à ce que la fonction de décision directe maximise la capacité de généralisation. En d'autres termes, l'espace d'entrée x à m dimensions est mappé dans l'espace de caractéristiques à l -dimensions ($l \geq m$) puis, le problème de programmation quadratique est employé pour séparer deux classes par un hyperplan optimal de séparation.

IV.3.1 SVM à marge dure (Hard-Margin SVM)

Considérons un ensemble de données d'apprentissage $x_i (i=1, \dots, M)$ à M m-dimensions appartenant à la classe 1 ou 2 et que les étiquettes associées soient $y_i = 1$ pour la classe 1 et -1 pour la classe 2. Si ces données sont linéairement séparables, nous pouvons déterminer la fonction de décision :

$$D(x) = w^T x + b \quad \text{avec } w \in \mathbb{R}^N \text{ et } n, b \in \mathbb{R} \quad (\text{IV.1})$$

Où w est un vecteur à m dimensions, b est un terme de biais, et pour $i = 1, \dots, M$

$$w^T x_i + b \begin{cases} > 0 & \text{Si } y_i = +1 \\ < 0 & \text{Si } y_i = -1 \end{cases} \quad (\text{IV.2})$$

Et comme les données d'apprentissage sont linéairement séparables, aucune donnée d'apprentissage ne satisfait $w^T x + b = 0$. Ainsi, pour contrôler la séparabilité, au lieu de (IV.2), nous considérons les inégalités suivantes :

$$w^T x_i + b \begin{cases} +1 & \text{Si } y_i = +1 \Rightarrow \text{catégorie 1} \\ -1 & \text{Si } y_i = -1 \Rightarrow \text{catégorie 2} \end{cases} \quad (\text{IV.3})$$

Ici, 1 et -1 du côté droit des inégalités peuvent être une constante $+a (> 0)$ et $-a$, respectivement. Mais en divisant les deux côtés des inégalités par a , on obtient l'équation (IV.3) comme suit :

$$y_i(w^T x_i + b) = 1 \text{ pour } i = 1, \dots, M. \quad (\text{IV.4})$$

L'équation de l'hyperplan devient :

$$D(x) = w^T x + b = c \text{ pour } -1 < c < 1 \quad (\text{IV.5})$$

L'hyperplan précédent forme un hyperplan de séparation qui sépare x_i ($i = 1, \dots, M$). Lorsque $c = 0$. L'hyperplan de séparation se trouve donc au milieu des deux hyperplans avec $c = 1$ et -1 . La distance entre l'hyperplan de séparation et la donnée d'apprentissage la plus proche est appelée la marge.

En supposant que les hyperplans $D(x) = 1$ et -1 comprennent au moins une donnée d'apprentissage, l'hyperplan $D(x) = 0$ a la marge maximale pour $-1 < c < 1$. La zone $\{x \mid -1 \leq D(x) \leq 1\}$ est la région de généralisation de la fonction de décision.

Il existe un nombre illimité de fonctions de décision qui satisfont (IV.4), qui sont des hyperplans de séparation. La capacité de généralisation dépend de l'emplacement de l'hyperplan de séparation, et l'hyperplan ayant la marge maximale est appelé hyperplan de séparation optimal (voir Figure IV.1). Supposons qu'aucune valeur aberrante ne soit incluse dans les données d'apprentissage et que les données de test inconnues obéissent à la même loi de probabilité que celle des données d'apprentissage. Il est alors intuitivement clair que la capacité de généralisation est maximisée si l'hyperplan de séparation optimal est sélectionné comme hyperplan de séparation [31].

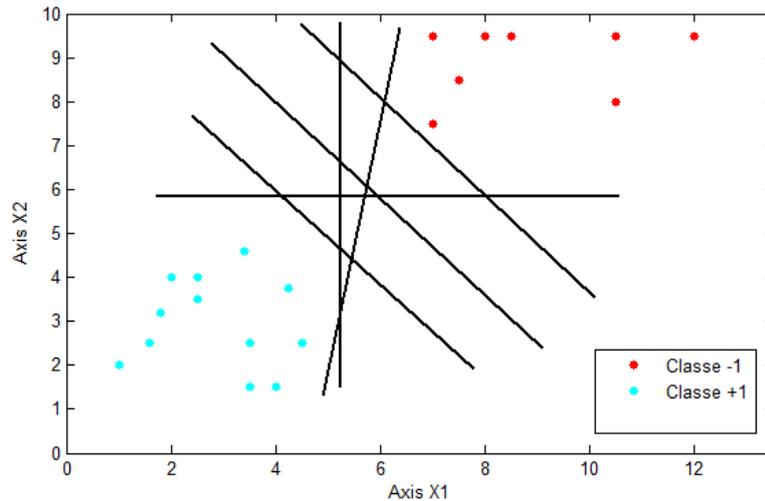


Figure IV.1 : Exemple de différentes possibilités de lignes de séparation d'un problème 2D.

Considérons maintenant la détermination de l'hyperplan de séparation optimal. La distance euclidienne d'une donnée d'apprentissage x à l'hyperplan de séparation est donnée par $\frac{|D(x)|}{\|w\|}$. Ceci peut être démontré comme suit. Comme le vecteur w est orthogonal à l'hyperplan de séparation, la droite qui passe par x et qui est orthogonale à l'hyperplan est donnée par $\frac{aw}{\|w\|^2} + x$, dans laquelle $|a|$ est la distance euclidienne de x à l'hyperplan [31]. Elle croise l'hyperplan au point où l'équation suivante est satisfaite :

$$D\left(\frac{aw}{\|w\|^2} + x\right) = 0. \quad (\text{IV.6})$$

En résolvant (IV.6) pour a , on obtient $a = -D(x) / \|w\|$.

Alors toutes les données d'apprentissage doivent satisfaire pour tous les échantillons,

$k = 1, \dots, M$, la condition suivante :

$$\frac{y_k D(x_k)}{\|w\|} \geq \delta \quad (\text{IV.7})$$

Où δ est la marge. Cette normalisation est parfois appelée la forme canonique de l'hyperplan, ou hyperplan canonique.

Maintenant, si (w, b) est une solution, (aw, ab) est également une solution, où a est un scalaire, nous imposons donc la contrainte suivante :

$$\delta \|w\| = 1. \quad (\text{IV.8})$$

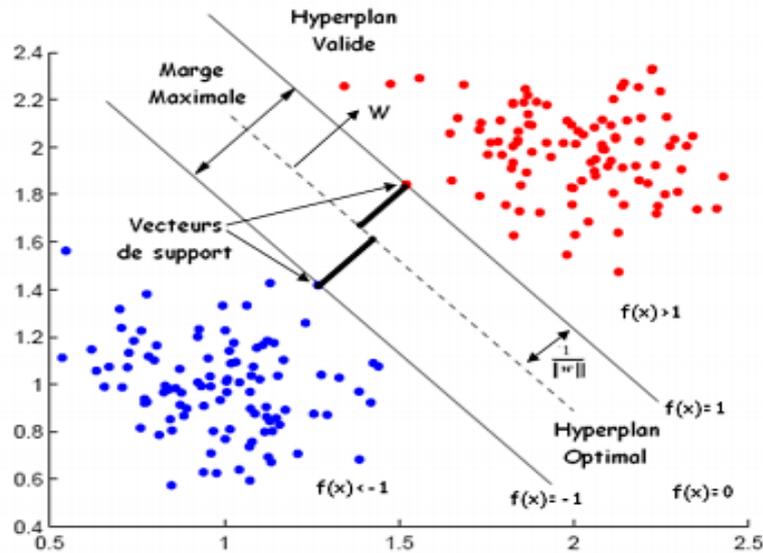


Figure IV.2 : Représentation 2-dimensionnelle des données avec un hyper plan optimal.

D'après (IV.7) et (IV.8), pour trouver l'hyperplan de séparation optimal, nous devons déterminer w avec la norme euclidienne minimale qui satisfait (IV.4).

Avec cette mise à l'échelle, la marge vaut désormais $\frac{1}{\|w\|}$, il s'agit donc de maximiser $\|w\|^{-1}$. La formulation dite primale des SVM s'exprime alors sous la forme suivante :

$$Q(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2. \quad (\text{IV.9})$$

Sous les constraints :

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 \quad \text{avec} \quad i = 1, \dots, M. \quad (\text{IV.10})$$

Le carré de la norme Euclidienne $\|w\|$ dans l'équation (IV.9) permet de rendre le problème d'optimisation un problème de programmation quadratique. L'hypothèse de séparabilité linéaire signifie qu'il existe w et b qui satisfont (IV.10). Du fait que le problème d'optimisation a une fonction objective quadratique avec des contraintes d'inégalité, même si les solutions ne sont pas uniques, la valeur de la fonction objective est unique. Ainsi, l'unicité n'est pas un problème pour le SVM [31]. Ceci constitue un avantage important par rapport aux réseaux de neurones dans lesquelles il existe plusieurs minimas locaux.

Parce que nous pouvons obtenir le même hyperplan de séparation optimal même si nous effaçons toutes les données qui satisfont les inégalités strictes dans (IV.10), les données qui satisfont les égalités sont appelées vecteurs de support. La figure IV.2 montre la représentation graphique des vecteurs de support, de l'hyperplan et de la marge dure.

Les variables du problème d'optimisation convexe donné par les équations (IV.9) et (IV.10) sont \mathbf{w} et \mathbf{b} , donc le nombre de variables devient le nombre de variables d'entrée plus 1 ($\mathbf{m} + 1$). Lorsque le nombre de variables d'entrée est faible, nous pouvons résoudre l'équation (IV.9) et (IV.10) par la technique de programmation quadratique [31]. Cependant, comme nous transformons l'espace d'entrée en un espace de caractéristiques de haute dimension, voire de dimensions infinies dans certains cas, nous transformons les deux équations en un problème dual équivalent dont le nombre de variables est égal au nombre de données d'apprentissage.

Pour ce faire, nous devons d'abord convertir le problème contraint donné par les deux équations précédentes en un problème non contraint :

$$Q(\mathbf{w}, \mathbf{b}, \alpha) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} - \sum_{i=1}^M \alpha_i \{y_i \mathbf{w}^T x_i + \mathbf{b} - 1\}. \quad (\text{IV.11})$$

Avec $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_M)^T$ et α_i sont les multiplicateurs de Lagrange non négatifs.

La solution optimale de l'équation (IV.11) est donnée par le point de selle, où $Q(\mathbf{w}, \mathbf{b}, \alpha)$ est minimisé par rapport à \mathbf{w} et \mathbf{b} et maximisé par rapport à α , et elle satisfait les conditions de Karush-Kuhn-Tucker (*KKT*) suivantes :

$$\frac{\partial Q(\mathbf{w}, \mathbf{b}, \alpha)}{\partial \mathbf{b}} = 0, \quad (\text{IV.12})$$

$$\frac{\partial Q(\mathbf{w}, \mathbf{b}, \alpha)}{\partial \mathbf{w}} = 0, \quad (\text{IV.13})$$

$$\alpha_i \{y_i (\mathbf{w}^T x_i + \mathbf{b}) - 1\} = 0 \quad \text{pour } i = 1, \dots, M, \quad (\text{IV.14})$$

$$\alpha_i \geq 0 \quad \text{pour } i = 1, \dots, M. \quad (\text{IV.15})$$

D'après (IV.14), $\alpha_i = 0$ ou $\alpha_i \neq 0$ et $y_i (\mathbf{w}^T x_i + \mathbf{b}) = 1$ doivent être satisfaits. Les données d'apprentissage x_i avec $\alpha_i \neq 0$ sont appelées vecteurs de support.

En utilisant (IV.11), nous réduisons les équations (IV.12) et (IV.13), respectivement, à :

$$w = \sum_{i=1}^M \alpha_i y_i x_i, \quad (IV.16)$$

Et

$$\sum_{i=1}^M \alpha_i y_i = 0. \quad (IV.17)$$

En remplaçant les équations (IV.16) et (IV.17) par (IV.11), nous obtenons le problème dual suivant : Maximiser

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^M \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^M \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j. \quad (IV.18)$$

En ce qui concerne α_i , sous réserve des contraintes :

$$\sum_{i=1}^M y_i \alpha_i = 0, \quad \alpha_i \geq 0 \quad \text{pour } i = 1, \dots, M. \quad (IV.19)$$

Les données qui sont associées à α_i positif, sont des vecteurs de support pour les classes 1 et 2. Alors à partir de (IV.16) la fonction de décision est donnée par :

$$D(x) = \sum_{i \in S} \alpha_i y_i x_i^T x + b. \quad (IV.20)$$

Dans lequel S est l'ensemble des indices des vecteurs de support, et à partir des conditions *KKT* données par (IV.14), b est donné par :

$$b = y_i - w^T x_i, \quad (IV.21)$$

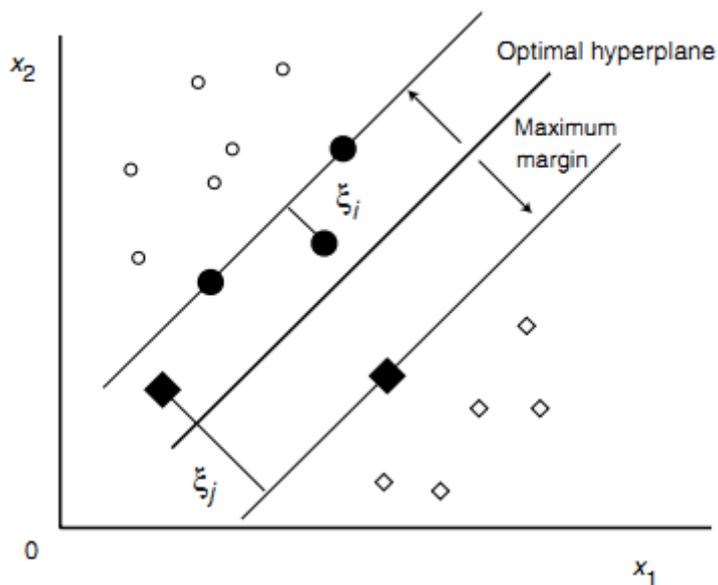


Figure IV.3 : Cas de données inséparables dans un espace 2 dimension.

Pour des raisons de précision des calculs, il est préférable de prendre la moyenne des vecteurs de support comme suit :

$$b = \frac{1}{|S|} \sum_{i \in S} (y_i - w^T x_i). \quad (\text{IV.22})$$

Ensuite, la donnée inconnue x est classée en :

$$\begin{cases} \text{Classe 1 Si } D(x) > 0, \\ \text{Classe 2 Si } D(x) < 0. \end{cases} \quad (\text{IV.23})$$

Si $D(x) = 0$, x se trouve à la limite et est donc inclassable. Lorsque les données d'apprentissage sont séparables, la région $\{x \mid \mathbf{1} > D(x) > -\mathbf{1}\}$ est une région de Généralisation.

IV.3.2 SVM à marge douce (Soft-Margin SVM)

Dans les machines à vecteurs de support à marge dure, nous supposons que les données d'apprentissage sont linéairement séparables comme il est indiqué dans la figure 4.3. Lorsque les données sont linéairement inséparables, il n'y a pas de solution réalisable, et la machine à vecteurs de support à marge dure est insoluble. Les machines à vecteurs de support sont ainsi étendues afin de pouvoir classer les données qui ne sont pas linéairement séparables.

Pour permettre l'inséparabilité, nous utilisons des variables de relaxation (slack variables) non négatives ($\xi_i \geq 0$) dans l'équation (IV.4) :

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad \text{pour } i = 1, \dots, M. \quad (\text{IV.24})$$

Par les variables ξ_i , des solutions réalisables existent toujours. Pour les données d'apprentissage x_i , si $0 < \xi_i < 1$ (ξ_i dans la Figure 4.3), les données n'ont pas la marge maximale mais sont toujours correctement classées. Mais si $\xi_i \geq 1$ les données sont mal classifiées par l'hyperplan optimal. Pour obtenir l'hyperplan optimal dans lequel le nombre de données d'entraînement qui n'ont pas la marge maximale est minimal, nous devons minimiser :

$$Q(w) = \sum_{i=1}^M \theta(\xi_i). \quad (\text{IV.25})$$

Avec :

$$\theta(\xi_i) = \begin{cases} 1 & \text{Pour } \xi_i > 0 \\ 0 & \text{Pour } \xi_i = 0, \end{cases} \quad (\text{IV.26})$$

Mais c'est un problème d'optimisation combinatoire et il est difficile de le résoudre. Au lieu de cela, nous envisageons de minimiser :

$$Q(w, b, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^M \xi_i^p. \quad (\text{IV.27})$$

Soumis aux contraintes :

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad \text{pour } i = 1, \dots, M. \quad (\text{IV.28})$$

Où $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_M)^T$ et C sont le paramètre de marge qui détermine le compromis (trade-off) entre la maximisation de la marge et la minimisation de l'erreur de classification.

IV.3.3 Exemple de classification avec SVM

Pour analyser les performances de classification du SVM, considérons l'exemple synthétique de la figure IV.4 C'est un problème 2D à deux classes, dans lequel les exemples sont linéairement séparables. Nous notons que le SVM a permis d'avoir la ligne de séparation idéal. Les vecteurs de supports sont représentés avec des cercles.

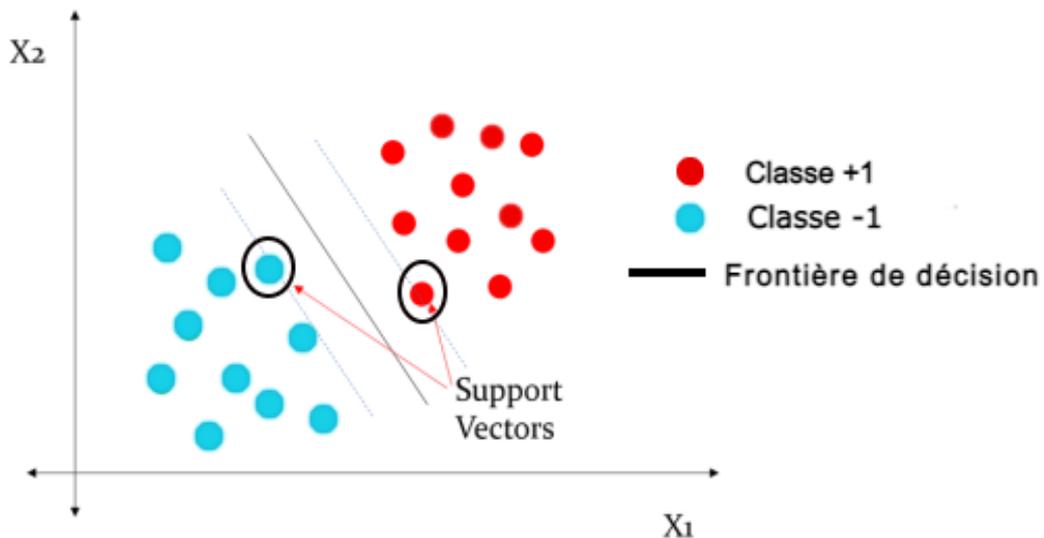


Figure IV.4 : Exemple de classification de données 2D en deux classes.

IV.4 Transformation a un espace à haute dimension

IV.4.1 Technique de l'astuce des noyaux (kernel trick)

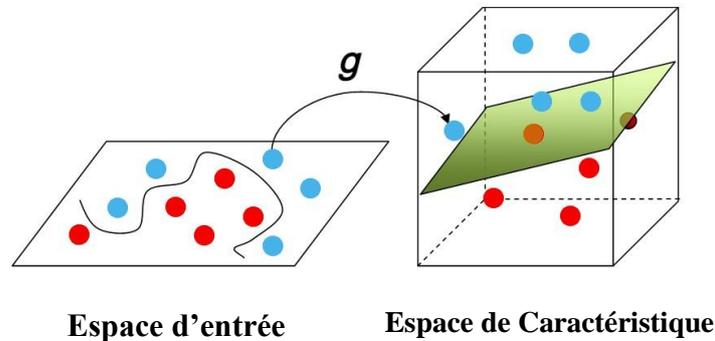


Figure IV.5 : Le principe de kernel Trick.

Dans les SVMs, 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 soient 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 IV.5 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 [32].

En utilisant la fonction vectorielle non linéaire $g(x) = (g^1(x), \dots, g^l(x))^T$ qui fait correspondre le vecteur d'entrée x (M -dimensionnel) dans l'espace caractéristique l -dimensionnel, la fonction de décision linéaire dans l'espace des caractéristiques est exprimée par :

$$D(x) = w^T g(x) + b, \quad (\text{IV.29})$$

Où w est un vecteur à l -dimension et b est un terme de biais.

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*).

Finalement, les nouveaux exemples seront classifiés à l'aide de la fonction de décision suivante:

$$x \in \begin{cases} \text{Classe 1 Si } D(x) > 0, \\ \text{Classe 2 Si } D(x) < 0. \end{cases} \quad (\text{IV.30})$$

Et pour $D(x) = 0$, x est inclassable.

IV.5. Les Noyaux (Kernels)

Dans cette section nous présentons certains des noyaux les plus utilisés dans les SVMs :

IV.5.1. 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 :

$$H(x, x') = x^T x'. \quad (\text{IV.31})$$

IV.5.2. Noyaux polynomiaux

Le noyau polynomial de degré d , où d est un nombre naturel, est défini par :

$$H(x, x') = (x^T x' + 1)^d. \quad (\text{IV.32})$$

Lorsque $d = 1$, le noyau est le noyau linéaire plus 1. Ainsi, en ajustant b dans la fonction de décision, elle est équivalente au noyau linéaire.

Au lieu de l'équation (IV.23), le noyau polynomial suivant peut être utilisé [31]:

$$H(x, x') = (x^T x')^d \quad (\text{IV.33})$$

IV.5.3. Noyaux de fonction de base radiale (radial basis function)

Le noyau de la fonction de base radiale (RBF) est donné par la formule ci-dessous :

$$H(x, x') = \exp(-\gamma \|x - x'\|^2), \quad (\text{IV.34})$$

Où γ est un paramètre positif pour contrôler le rayon.

La fonction de décision résultante est donnée par :

$$D(x) = \sum_{i \in S} \alpha_i y_i \exp(-\gamma \|x - x'\|^2) + b. \quad (\text{IV.35})$$

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

La figure IV.6 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.

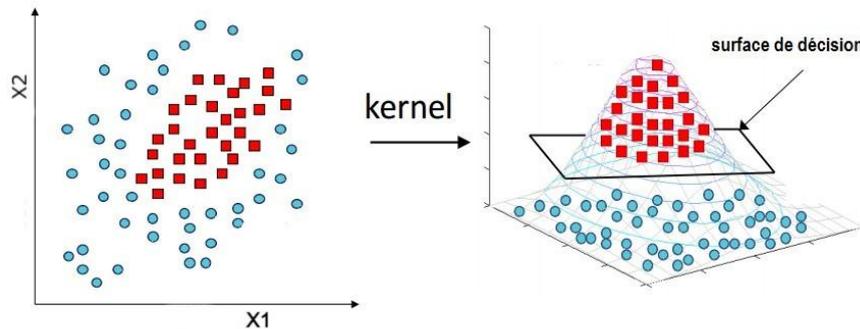


Figure IV.6 : Transformation de l'espace en utilisant un noyau (cas de RBF).

IV.5.4 Exemples de classification avec SVM

Après avoir donné les notions mathématiques de base des SVMs, nous présentons des exemples de leur application sur des données non linéaires, générées de façon aléatoire, et visualiser les différentes frontières de décision obtenues.

Les figures IV.7, IV.8 et IV.9 montrent les données utilisées sur un plan à 2-dimensions ainsi que les frontières des décisions obtenues en utilisant des SVMs avec différents noyaux. Nous pouvons noter que chaque type de noyaux permet d'avoir une frontière de décision différente. Le choix du type de noyaux dépend donc du problème traité.

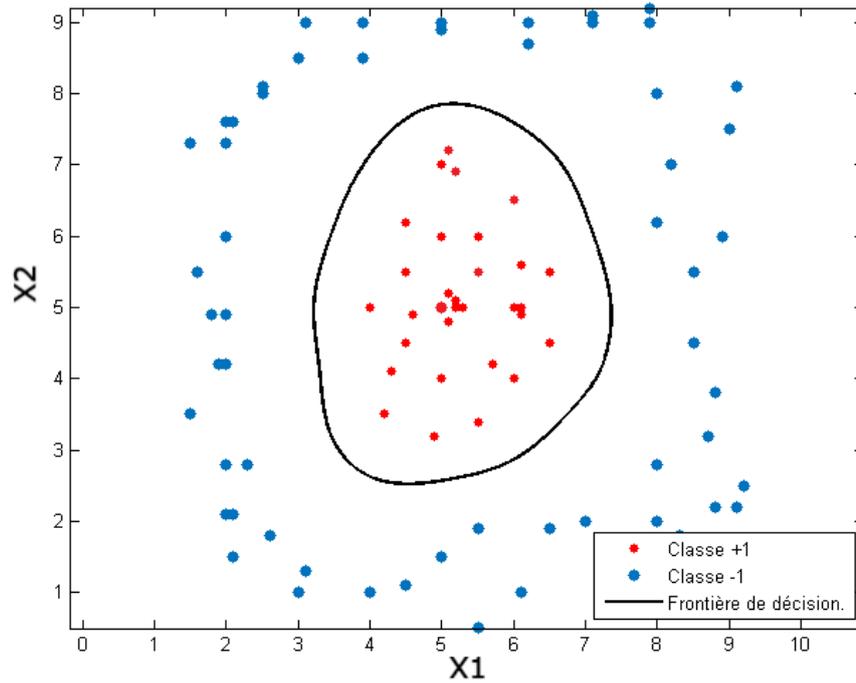


Figure IV.7 : Exemple de classification en utilisant un SVM avec noyau de fonction de base radiale (RBF).

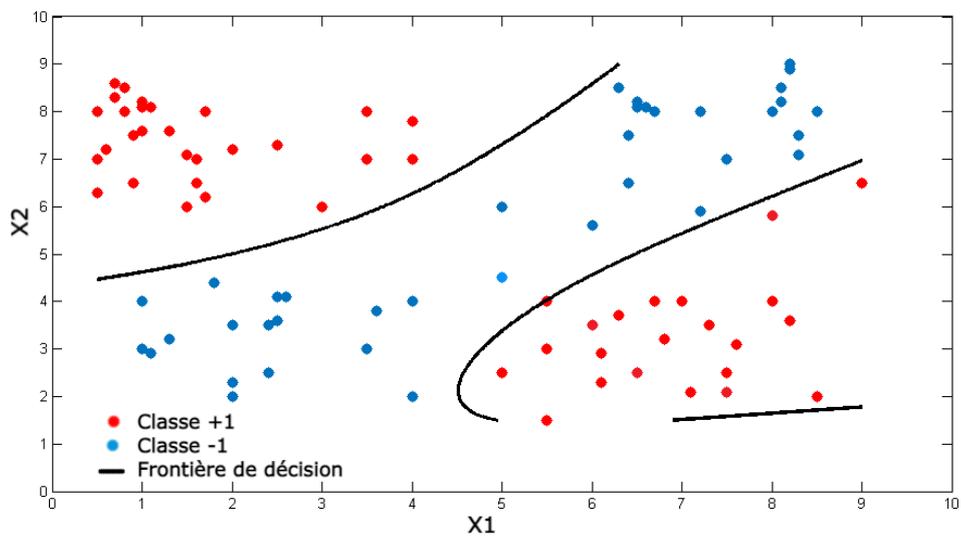


Figure IV.8 : Exemple de classification en utilisant un SVM avec noyau polynomial.

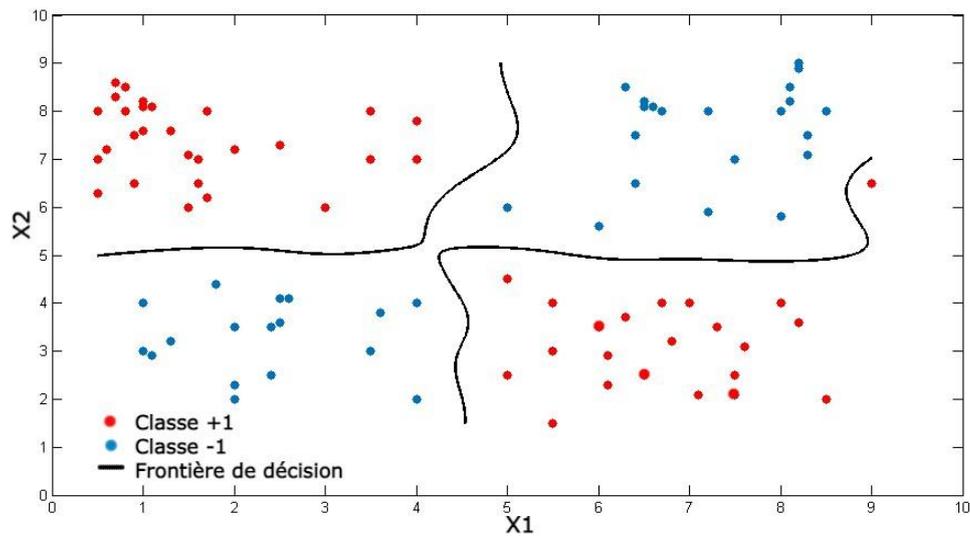


Figure IV.9 : Exemple de Classification en utilisant un SVM avec noyau linéaire.

IV.6. Avantages et inconvénients de SVM

IV.6.1. Avantages

Les avantages des machines à vecteurs de support par rapport aux réseaux neuronaux multicouches sont les suivants [31] :

- **Maximisation de la capacité de généralisation**

Lors de l'apprentissage d'un réseau neuronal multicouche, l'erreur quadratique entre les sorties calculées et les sorties désirées est minimisée. Ainsi, les limites de classe changent comme les poids initiaux changent. Il en va de même pour la capacité de généralisation. Ainsi, surtout lorsque les données d'apprentissage sont rares et linéairement séparables, la capacité de généralisation se détériore considérablement. Mais comme un SVM est formé pour maximiser la marge de séparation, la capacité de généralisation ne se détériore pas beaucoup, même dans de telles conditions.

- **Pas de minima locaux :**

Les réseaux de neurones multicouches souffrent généralement des problèmes des minima locaux, et beaucoup de travaux ont été proposé afin d'éviter les minima locaux lors de

l'apprentissage. Contrairement, puisqu'un SVM est formulée comme un problème de programmation quadratique, il existe une seule solution optimale globale.

IV.6.2. Inconvénients

- *Extension aux problèmes multi-classes*

Contrairement aux classifieurs à réseaux de neurones multicouches, les SVMs utilisent des fonctions de décision directes. Ainsi, une extension aux problèmes multi-classes n'est pas simple, et il existe plusieurs formulations.

- *Temps d'apprentissage long*

Étant donné que l'apprentissage d'un SVM se fait par la résolution du problème dual associé, le nombre de variables est égal au nombre de données d'apprentissage. Ainsi, pour un grand nombre de données d'apprentissage, la résolution du problème dual devient difficile, tant du point de vue de la taille de la mémoire que du temps d'apprentissage.

- *Sélection des paramètres*

Au cours de l'apprentissage d'un SVM, nous devons sélectionner un noyau approprié et ses paramètres, puis de fixer la valeur du paramètre de marge. La sélection des paramètres optimaux pour un problème donné est appelée sélection de modèle. Il s'agit de la même situation que celle des classifieurs à réseaux de neurones. A savoir, nous devons définir le nombre d'unités cachées, les valeurs initiales des poids, et ainsi de suite. Dans les SVM, la sélection du modèle se fait par l'estimation de la capacité de généralisation par l'entraînement répété des SVMs. Mais cela prend beaucoup de temps.

IV.7. Conclusion

Le classificateur SVM a fait ses preuves dans de nombreuses applications. L'avantage du SVM réside dans sa capacité à traiter non seulement des données linéairement séparables, mais aussi des données non linéairement séparables en utilisant des fonctions noyaux. La fonction noyau permet de correspondance les exemples d'apprentissage de l'espace d'entrée vers un espace de caractéristiques tel que ces exemples soient linéairement séparables.

Comparés aux réseaux de neurones, les SVMs présentent l'avantage d'éviter les minimas locaux et de bonnes capacités de généralisation, mais ils ne peuvent pas être directement appliqués aux problèmes multi-classes.

Chapitre V :

Tests

&

Résultats

V.1. Introduction

L'objectif de ce travail est d'introduire un système de classification automatique des arythmies en deux classes : normal et anormal. Ce système se base sur les ondelettes pour l'extraction des caractéristiques et les SVM pour la classification. Les signaux cardiaques utilisés dans cette étude ont été obtenus à partir de la base de données MIT/BIH qui est très employée dans la littérature spécialisée. Pour l'évaluation de notre système nous utilisons deux méthodes pour la division des données en données d'apprentissage et données de test : la "Cross-validation" et "hold-out".

V.2. Système proposé

Le système de classification des arythmies proposé se compose de deux étapes:

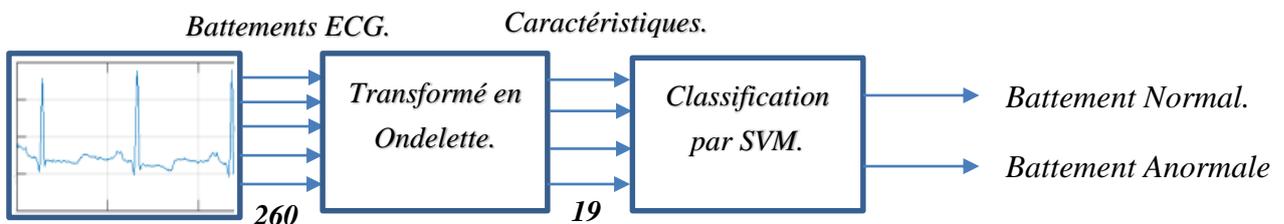


Figure V.1 : Processus général du système proposé :
Extraction des caractéristiques et classification

V.2.1. Extraction des caractéristiques en utilisant les ondelettes

Dans cette étape, nous considérons des battements d'une longueur de 260 points. Le signal ECG est donc divisé en une série de battements cardiaques, dans lesquels chacun se compose de 260 échantillons : 99 échantillons avant le pic R, 160 échantillons après le pic R et le pic R lui-même [33] [34].

Chaque battement est ensuite décomposé avec l'analyse multi-résolution à base d'ondelettes. En effet, cette technique a été largement utilisée dans la littérature et plusieurs types d'ondelettes ont été adoptés. Dans ce travail nous utilisons les ondelettes de type Debauchies Db4 [35][36]. D'autre part, plusieurs combinaisons des coefficients de détail et d'approximation ont été choisies. Dans ce travail nous prenons simplement les coefficients d'approximation.

V.2.2. Classification en utilisant les SVM

Pour la classification des battements cardiaques, plusieurs classificateurs ont été utilisés, par exemple : 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 (SVM, Support Vector Machines), Les réseaux de neurones artificiels (ANN, Artificial Neural Networks)...etc. Dans ce travail nous utilisons le SVM. En effet, ce classificateur présente plusieurs avantages tels que les performances de généralisation et la convergence vers la solution globale. De plus nous traitons dans ce travail un problème à deux classes, dont le SVM donne de bons résultats.

V.3. Description de la base de données MIT-BIH

La base de données sur l'arythmie du MIT-BIH (Massachusetts Institute of Technology-Beth Israel hospital) offre des données précieuses pour la détection de l'arythmie cardiaque. Cette base de données contient 48 enregistrements d'une durée d'une demi-heure sur deux voies (DII et V5). Chaque enregistrement ECG est échantillonné à une fréquence de 360 Hz. Les enregistrements correspondent à des sujets qui sont 25 hommes âgés de 32 à 89 ans, et 22 femmes âgées de 23 à 89 ans. Les signaux sont numérotés de 100 à 124 pour le premier groupe qui comporte une variété de formes d'ondes et de 200 à 234 pour le deuxième qui comporte une variété de cas pathologiques. Chaque enregistrement a été annoté indépendamment par plusieurs cardiologues (deux au moins) ce qui permet d'avoir des études plus fiables. Chaque battement cardiaque est associé avec une annotation du type d'arythmie, par exemple : normal (N), extrasystole ventriculaire (PVC), bloc de branche gauche (LBBB)...etc.

Cette base de données est largement utilisée à des fins de recherche fondamentale et de développement de dispositifs médicaux sur le rythme cardiaque et les maladies associées. Elle est aussi utilisée comme une référence pour la validation et la comparaison des algorithmes sur le signal ECG.

V.4. Les techniques de séparation des données (Apprentissage /Test)

Lorsque nous construisons un modèle d'apprentissage automatique à l'aide de certaines données, nous divisons souvent nos données en ensembles d'apprentissage et de validation/test. L'ensemble d'apprentissage est utilisé pour former le modèle, et l'ensemble de validation/test est utilisé pour le valider sur des données qu'il n'a jamais vues auparavant. Les méthodes de division les plus utilisées sont : La validation croisée et la méthode « hold out ».

V.4.1. La validation croisée (Cross-Validation)

La validation croisée est une méthode statistique, elle nous permet de mieux utiliser nos données. La validation croisée est principalement utilisée en apprentissage automatique appliqué pour estimer la compétence d'un modèle d'apprentissage automatique sur des données non vues. En d'autres termes, il s'agit d'utiliser un échantillon limité afin d'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 populaire parce qu'elle est simple à comprendre et parce qu'elle aboutit généralement à une estimation moins biaisée qu'une simple division apprentissage/test.

Dans la validation croisée, nous faisons plus d'une division (voir figure V.2). Nous pouvons faire 3, 5, 10 ou n'importe quel nombre K de fractionnements. Ces fractionnements sont appelés des plis, et il existe de nombreuses stratégies pour créer ces plis :

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

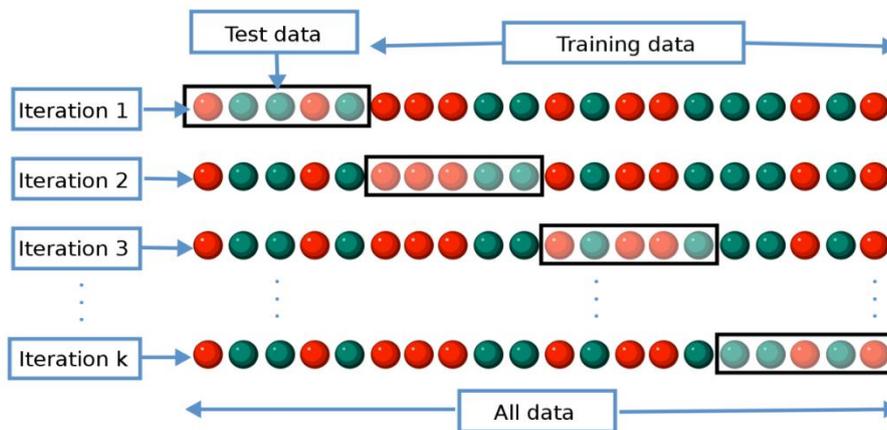


Figure V.2 : La division de la base de données avec la validation croisée d'ordre k .

Lorsque nous disposons de quantités très limitées de données, leur répartition en ensembles d'apprentissage et de test peut nous laisser un ensemble de test très petit. Supposons que nous n'ayons que 100 exemples, si nous effectuons une simple répartition 80-20, nous obtiendrons 20 exemples dans notre ensemble de test. Ce qui n'est pas suffisant. En effectuant une validation croisée, nous sommes en mesure d'utiliser l'ensemble de nos 100 exemples à la fois pour la

formation et pour le test, tout en évaluant notre algorithme d'apprentissage sur des exemples qu'il n'a jamais vus auparavant.

La méthode comporte un seul paramètre appelé k , qui désigne le nombre de groupes dans lesquels un échantillon de données donné doit être divisé. En tant que telle, la procédure est souvent appelée validation croisée d'ordre k (k -fold).

V.4.2. 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 d'apprentissage et ensemble de test, comme il est indiqué sur la figure V.3. Dans cette méthode, l'ensemble des données est divisé de telle sorte que le maximum de données appartient à l'ensemble de formation et le reste à l'ensemble de test. L'apprentissage et le test seront donc effectués une seule fois.

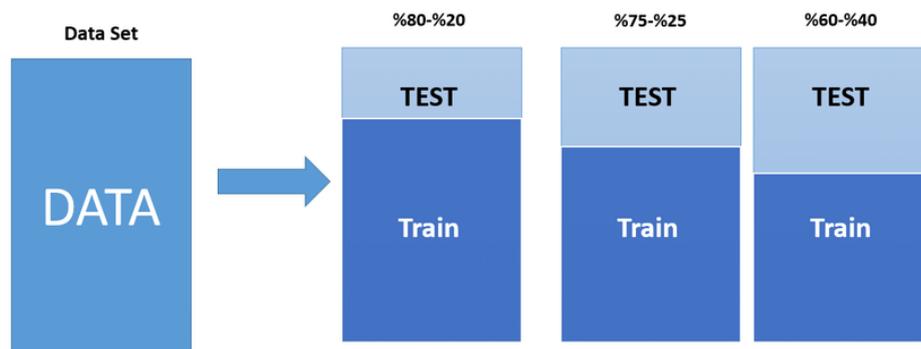


Figure V.3 : La division de la base de données on utilisant la méthode « hold out ».

V.5. Tests et résultats

V.5.1. Description des expérimentations effectuées

Dans ce travail nous utilisons une partie des enregistrements de la base de données MIT-BIH. Nous considérons les battements normaux et trois arythmies les plus présentes. Nous avons donc quatre groupes: les battements normaux (N), les blocs de branche gauche (LBBB), les blocs de branche droite (RBBB) et les contractions ventriculaires prématurées (PVC). La figure V.4, illustre des exemples de ces quatre classes.

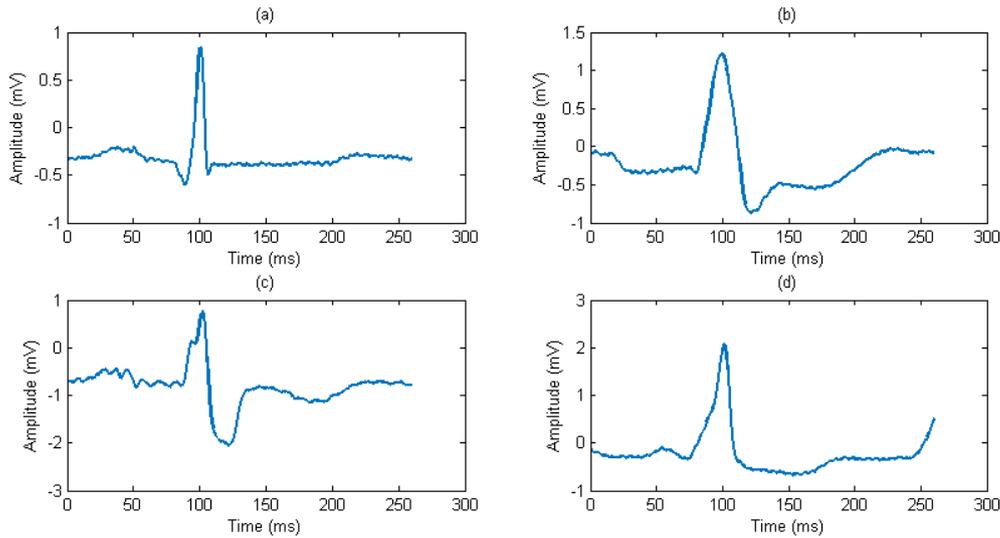


Figure V.4 : Exemples des types de battements cardiaques considérés dans ce travail :
 (a) : Normal (b) : bloc de branche gauche (LBBB)
 (c) : bloc de branche droite (RBBB) (d) : contractions ventriculaires prématurées (PVC)

Six enregistrements d'ECG, qui correspondent aux patients ayant ces types d'arythmies, ont été extraits de la base de données du MIT. Ces enregistrements disposent d'un nombre suffisant et équilibré de battements normaux et pathologiques. Ceci nous a permis de créer une base de données, qu'on a utilisée ensuite dans plusieurs tests: intra et inter-patients. Nous avons aussi adopté les deux méthodes « cross validation » et « hold-out » pour la division des données apprentissage/test. Le tableau V.1 montre les six enregistrements avec le nombre de battements que dispose chacun d'eux.

<i>Les Patients</i>	<i>N</i>	<i>L</i>	<i>V</i>	<i>R</i>
'100'	222	0	0	0
'109'	0	256	4	0
'111'	0	207	0	0
'118'	0	0	2	212
'200'	175	0	78	0
'208'	163	0	105	0
Nombre Totale.	560	463	189	212

Tableau V.1 : Les six enregistrements avec le nombre de battements de chaque type.

Dans nos expérimentations, chaque battement est ensuite décomposé avec l'analyse multi-résolution à base d'ondelettes. Dans ce travail nous utilisons les ondelettes de type Debauchies

Db4 et nous utilisons 4 niveau de résolution. La figure V.5 illustre les formes d'ondelettes de ces 4 niveaux.

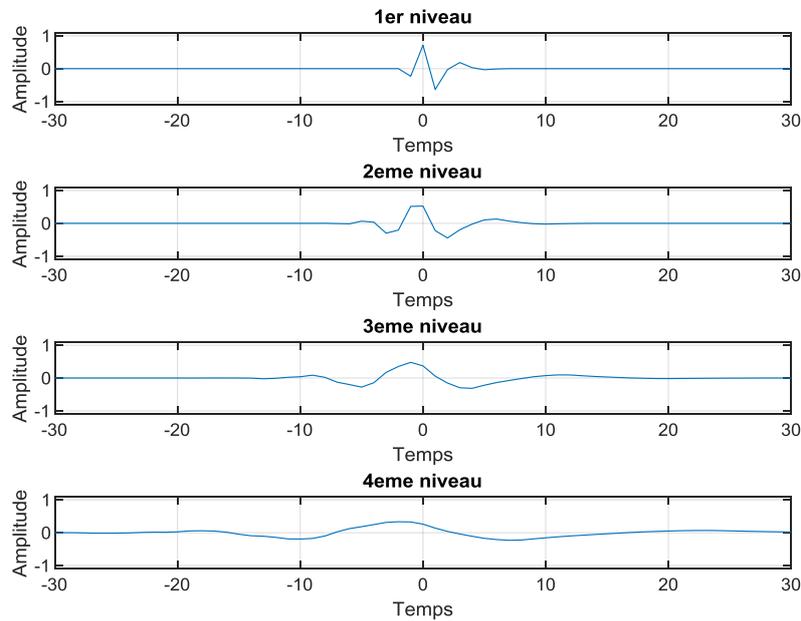


Figure V.5 : Transformée en ondelette « Db4 » à 4 niveaux de décomposition.

Pour la représentation de chaque battement, nous considérons les coefficients d'approximation. Chaque battement est ainsi représenté par 19 caractéristiques. La figure V.6 représente un exemple de battement et les caractéristiques correspondantes.

Dans la phase de classification nous utilisons des SVMs avec 3 type de noyaux (noyau linéaire, noyau RBF et noyau Polynomial).

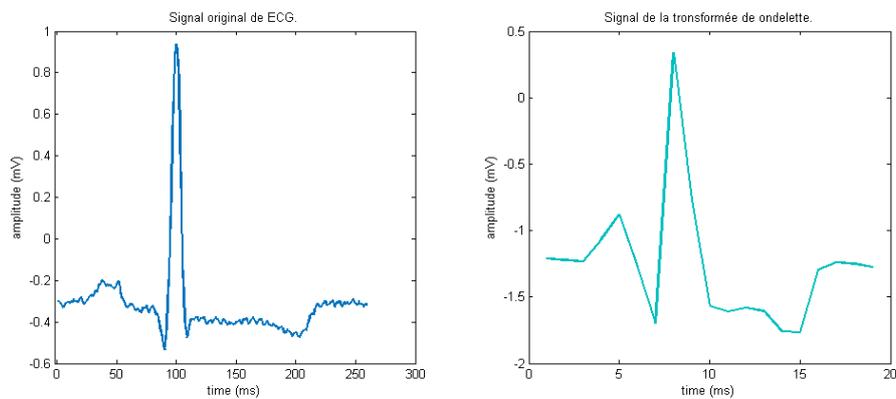


Figure V.6 : Un exemple de battement ECG et ses caractéristique obtenu par la transformée d'ondelettes.

V.5.2. 1^{ère} Expérimentation

Dans cette expérimentation nous effectuons deux tests mono-patients. C'est-à-dire considérer les battements d'un seul patient pour l'apprentissage et le test. Nous considérons les deux patients : '200' et '208' qui ont des battements de type N et Type V. Il s'agit donc d'une classification de la classe N contre la classe V. Pour chaque 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 les tableaux V.2 et V.3.

<i>Malade -200-</i>								
	<i>Hold-Out (20%)</i>		<i>Cross-Validation K=2</i>		<i>Cross-Validation K=5</i>		<i>Cross-Validation K=10</i>	
	<i>Taux d'appre ntissage (%)</i>	<i>Taux de test (%)</i>	<i>Taux d'appre ntissage (%)</i>	<i>Taux de test (%)</i>	<i>Taux d'appre ntissage (%)</i>	<i>Taux de test (%)</i>	<i>Taux d'appre ntissage (%)</i>	<i>Taux de test (%)</i>
<i>SVM avec noyau linéaire</i>	100	98	99.60	98.81	99.60	98.80	99.56	98.40
<i>SVM avec noyau RBF</i>	100	99.27	100	98.01	100	98.42	100	99.20
<i>SVM avec noyau polyno mial</i>	100	98	100	98.01	100	97.22	100	98

Tableau V.2 : Résultats d'apprentissage et de test de la 1^{ère} expérimentation du patient '200'.

A partir des tableaux V.2 et V.3., nous pouvons constater que les meilleurs résultats ont été obtenus en utilisant le SVM avec noyau RBF. Nous pouvons également constater que les trois

SVM ont de capacités de généralisation acceptables puisque ils donnent de bons résultats même dans le cross validation d'ordre 2.

<i>Malade -208-</i>								
	<i>Hold-Out (20%)</i>		<i>Cross-Validation K=2</i>		<i>Cross-Validation K=5</i>		<i>Cross-Validation K=10</i>	
	<i>Taux d'appre ntissage (%)</i>	<i>Taux de test (%)</i>	<i>Taux d'appre ntissage (%)</i>	<i>Taux de test (%)</i>	<i>Taux d'appren tissage (%)</i>	<i>Taux de test (%)</i>	<i>Taux d'appre ntissage (%)</i>	<i>Taux de test (%)</i>
<i>SVM avec noyau linéaire</i>	100	98.11	100	99.63	100	99.63	100	99.62
<i>SVM avec noyau RBF</i>	100	95.92	100	90.26	100	89.13	100	89.16
<i>SVM avec noyau polynom ial</i>	100	100	100	99.62	100	99.62	100	100

Tableau V.3 Résultats d'apprentissage et de test de la 1^{ère} expérimentation du patient '208'.

V.5.3. 2^{ème} Expérimentation

Dans cette expérimentation nous effectuons un test multi-patient. Nous considérons trois patient : '100', '200' et '208' qui ont des battements de type N et Type V. Il s'agit donc d'une classification de la classe N contre la classe V (comme la 1^{ère} expérimentation) mais avec trois patients. Pour chaque test, nous adoptons la méthode « Hold out » 20% et trois tests de validation croisée (k=2, 5 et 10). Les résultats obtenu sont représentés le tableau V.4.

A partir du tableau V.4, nous pouvons constater que les meilleurs résultats ont été obtenus en utilisant le SVM avec noyau linéaire. Nous pouvons également constater que les deux SVM (a noyau linéaire et polynôme) ont de capacités de généralisation acceptables puisque ils donnent de bons résultats même dans le cross validation d'ordre 2.

<i>Malade -208/200/100-</i>								
	<i>Hold-Out (20%)</i>		<i>Cross-Validation K= 2</i>		<i>Cross-Validation K=5</i>		<i>Cross-Validation K=10</i>	
	<i>Taux d'appren tissage (%)</i>	<i>Taux de test (%)</i>	<i>Taux d'appren tissage (%)</i>	<i>Taux de test (%)</i>	<i>Taux d'appren tissage (%)</i>	<i>Taux de test (%)</i>	<i>Taux d'appre ntissage (%)</i>	<i>Taux de test (%)</i>
<i>SVM avec noyau linéaire</i>	99.64	98.91	99.594	98.92	99.46	99.05	99.49	99.32
<i>SVM avec noyau RBF</i>	100	94.69	100	94.99	100	95.26	100	95.53
<i>SVM avec noyau polyno mial</i>	100	98.37	100	98.65	100	98.92	100	98.79

Tableau V.4 : Résultats d'apprentissage et de test de la 2^{ème} expérimentation.

V.5.4. 3^{ème} Expérimentation

Dans cette expérimentation nous effectuons un test multi-patient. Nous considérons les six patients : '100', '109', '111', '118', '200' et '208' qui ont des battement de type N, V, R et L. Il s'agit donc d'une classification de la classe N contre les classes V, L, et R. Pour chaque test,

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

<i>Tous les malades -208/200/100/118/111/109-</i>								
	<i>Hold-Out (20%)</i>		<i>Cross-Validation K=2</i>		<i>Cross-Validation K=5</i>		<i>Cross-Validation K=10</i>	
	<i>Taux d'appren tissage (%)</i>	<i>Taux de test (%)</i>	<i>Taux d'appren tissage (%)</i>	<i>Taux de test (%)</i>	<i>Taux d'appre ntissage (%)</i>	<i>Taux de test (%)</i>	<i>Taux d'appren tissage (%)</i>	<i>Taux de test (%)</i>
<i>SVM avec noyau linéaire</i>	99.53	98.87	99.43	98.87	99.42	98.80	99.40	99.15
<i>SVM avec noyau RBF</i>	100	97.16	100	95.97	100	96.61	100	96.75
<i>SVM avec noyau polynô mial</i>	100	98.86	100	98.44	100	99.01	100	99.22

Tableau V.5 : Résultats d'apprentissage et de test de la 3^{ème} expérimentation.

A partir du tableau V.5, nous pouvons constater que les meilleurs résultats ont été obtenus en utilisant le SVM avec noyau polynômial. Nous pouvons également constater que les deux SVM (à noyau linéaire et polynôme) ont de capacités de généralisation acceptables puisqu'il donne de bons résultats même dans le cross validation d'ordre 2.

V.6. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté un système de classification automatique des arythmies en deux classes : normal et anormal. Ce système se base sur les ondelettes pour l'extraction des caractéristiques et les SVM pour la classification. Pour l'évaluation de notre système, nous avons utilisé six enregistrements de la base de données MIT-BIH, et nous avons considéré quatre types de battements : battement normale et 3 arythmies : les blocs de branche gauche (LBBB), les blocs de branche droite (RBBB) et les contractions ventriculaires prématurées (PVC). Nous avons effectué trois expérimentations : une mono-patient et deux multi-patients. Les résultats obtenu montrent que les meilleurs performances des trois expérimentations ont été obtenu par différent type de noyau. Il est a noté que le SVM avec noyau polynômial a permet d'avoir les meilleurs performances dans la troisième expérimentation, avec les six patients.

Conclusion Général

L'électrocardiogramme est considéré comme l'un des outils les plus importants qu'un cardiologue, ou un médecin en général, utilise pour diagnostiquer les maladies cardiaques. Le signal de l'électrocardiogramme est, en termes simples, la représentation des activités électriques du cœur et de ses origines, ce qui signifie que tout problème cardiaque se traduit par des changements dans la forme de l'ECG. Nos travaux dans ce mémoire ont été consacrés au développement et à la mise en œuvre d'un système de classification des battements cardiaques. Le système proposé comporte deux phases :

La première phase est l'extraction de caractéristiques. Les signaux biomédicaux sont des signaux non stationnaires dont l'analyse nécessite une bonne résolution temporelle et fréquentielle. Dans cette phase, nous avons utilisé la transformée en ondelettes du type *Debauchies* 'Db4' avec 4 niveaux de décomposition.

La deuxième phase, la classification, est basé sur les SVM. En effet, ce classificateur présente plusieurs avantages tel que les performances de généralisation et la convergence vers la solution globale. De plus, le SVM est bien adapté aux problèmes à deux classes. Nous avons utilisé en particulier 3 types de SVM (avec noyau linéaire, noyau RBF, et noyau polynomial). Cela nous a donné une vue d'ensemble plus large pour comparer et analyser les résultats.

Pour l'évaluation de ce système, nous avons utilisé la base de données « MIT-BIH Arythmie » qui contient un nombre important de cas normaux et d'arythmies. Les résultats obtenus varient selon le noyau du SVM, mais tous ces résultats sont prometteurs et montrent un taux élevé de classification correcte dans les phases d'apprentissage et de test. L'association des SVM avec la transformée d'ondelettes a permis donc d'exploiter les avantages des deux techniques : la capacité de généralisation et la convergence de SVM et l'analyse multi-résolution des ondelettes.

Dans le futur, nous envisageons appliquer ce système avec des problème multi-classes, c'est-à-dire classer plusieurs arythmies.

Références

- [1] Weinhaus, A. J., & Roberts, K. P. (2005). Anatomy of the human heart. In Handbook of cardiac anatomy, physiology, and devices (pp. 51-79). Humana press.
- [2] Newman, T., & PhD, D. S. (2018). The heart: all you need to know. <https://www.medicalnewstoday.com/articles/320565>.
- [3] Tortora, G. J., & Grabowski, S. R. (2001). Principes d'anatomie et de physiologie. De Boeck Supérieur.
- [4] <https://www.sante-sur-le-net.com/maladies/cardiologie/generalites-coeur/> Généralités sur le cœur 14 octobre 2015/ par Pierre M.
- [5] Schmidt, R. F., Lang, F., & Heckmann, M. (Eds.). (2011). Physiologie des menschen: mit pathophysiologie. Springer-Verlag.
- [6] Iazzo, P. A. (Ed.). (2009). Handbook of cardiac anatomy, physiology, and devices. Springer Science & Business Media.
- [7] <https://ecgwaves.com/topic/ecg-normal-p-wave-qrs-complex-st-segment-t-wave-j-point/>
- [8] AKhorovets, A. (2000). What is an Electrocardiogram? The internet journal of Health, 1(2).
- [9] Clifford, G. D., Azuaje, F., & McSharry, P. (2006). Advanced methods and tools for ECG data analysis (p. 12). Boston: Artech house.
- [10] Tedjini, Mohammed & Noureddine, Benabadji & Belbachir, Ahmed. (2014). Conception et Réalisation D'un électrocardiographe ECG numérique.
- [11] Bhat, G. V., & Tasaganva, B. G. (2014). ECG Acquisition S ystem. International Journal of Engineering Research, 3(3).
- [12] S Karyakarte, S., & Savant, I. (2019). Pattern Recognition Process, Methods and Applications in Artificial Intelligence. Pattern Recognition, 6(11).
- [13] Pan, J., & Tompkins, W. J. (1985). A real-time QRS detection algorithm. IEEE transactions on biomedical engineering, (3), 230-236.
- [14] Sansone, M., Fusco, R., Pepino, A., & Sansone, C. (2013). Electrocardiogram pattern recognition and analysis based on artificial neural networks and support vector machines: a review. Journal of healthcare engineering, 4(4), 465-504.
- [15] 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.
- [16] Meng Lui B.ENG. (1997) .Wavelet-based Multi-resolution Techniques for Two-dimensional Data Analysis by Tuck Mechanical Engineering .Imperial College of Science, Technology and Medicine, University of London, England

- [17] Addison, P. S. (2005). Wavelet transforms and the ECG: a review. *Physiological measurement*, 26(5), R155.
- [18] Balasubramaniam, D., & Nedumaran, D. (2009, May). Implementation of ECG signal processing and analysis techniques in digital signal processor based system. In 2009 IEEE International Workshop on Medical Measurements and Applications (pp. 60-63). IEEE.
- [19] Dib, N., Benali, R., Slimane, Z. H., & Bereksi-Reguig, F. (2011, May). Delineation of the complex QRS and the T-end using wavelet transform and surface indicator. In International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications, WOSSPA (pp. 83-86). IEEE.
- [20] Donoho, D. L. (1995). De-noising by soft-thresholding. *IEEE transactions on information theory*, 41(3), 613-627.
- [21] Pal, S., & Mitra, M. (2010). Detection of ECG characteristic points using multiresolution wavelet analysis based selective coefficient method. *Measurement*, 43(2), 255-261.
- [22] Abe, S. (2010). Two-class support vector machines. In *Support Vector Machines for Pattern Classification* (pp. 21-112). Springer, London.
- [23] Lui, T. M. (1999). Wavelet-based multi-resolution techniques for two-dimensional data analysis (Doctoral dissertation, Massachusetts Institute of Technology).
- [24] Addison, P. S. (2005). Wavelet transforms and the ECG: a review. *Physiological measurement*, 26(5), R155.
- [25] Senhadji, L., Dillenseger, J. L., Wendling, F., Rocha, C., & Kinie, A. (1995). Wavelet analysis of EEG for three-dimensional mapping of epileptic events. *Annals of biomedical engineering*, 23(5), 543-552.
- [26] Sahambi, J. S., Tandon, S. N., & Bhatt, R. K. P. (1997). Using wavelet transforms for ECG characterization. An on-line digital signal processing system. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 16(1), 77-83.
- [27] [Don'95 27]Donoho, D. L. (1995). De-noising by soft-thresholding. *IEEE transactions on information theory*, 41(3), 613-627.
- [28] [25]Balasubramaniam, D., & Nedumaran, D. (2009, May). Implementation of ECG signal processing and analysis techniques in digital signal processor based system. In 2009 IEEE International Workshop on Medical Measurements and Applications (pp. 60-63). IEEE.
- [29] Dib, N., Benali, R., Slimane, Z. H., & Bereksi-Reguig, F. (2011, May). Delineation of the complex QRS and the T-end using wavelet transform and surface indicator. In International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications, WOSSPA (pp. 83-86). IEEE.
- [30] Pal, S., & Mitra, M. (2010). Detection of ECG characteristic points using multiresolution wavelet analysis based selective coefficient method. *Measurement*, 43(2), 255-261.

- [31] Abe, S. (2010). Two-class support vector machines. In *Support Vector Machines for Pattern Classification* (pp. 21-112). Springer, London.
- [32] 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 Multi-Conference on Systems, Signals and Devices* (pp. 1-8). IEEE.
- [33] Yildirim, O., Baloglu, U. B., Tan, R. S., Ciaccio, E. J., Acharya, U. R. (2019), 'A new approach for arrhythmia classification using deep coded features and LSTM networks', *Computer methods and programs in biomedicine*, Vol. 176, pp. 121–133.
- [34] Vghghcggf Murat, F., Yildirim, O., Taló, M., Baloglu, U. B., Demir, Y., Acharya, U. R. (2020), 'Application of deep learning techniques for heartbeats detection using ECG signals-analysis and review', *Computers in biology and medicine*, pp. 103726.
- [35] Güler, İ., & Übeyli, E. D. (2005). ECG beat classifier designed by combined neural network model. *Pattern recognition*, 38(2), 199-208.
- [36] Mahmoodabadi, S. Z., Ahmadian, A., & Abolhasani, M. D. (2005, September). ECG feature extraction using Daubechies wavelets. In *Proceedings of the fifth IASTED International conference on Visualization, Imaging and Image Processing* (pp. 343-348).