

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Université KASDI MERBAH Ouargla

Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de la communication

Département d'électronique et des Télécommunications

Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine: Sciences et technologies

Filière: Télécommunications

Spécialité: systèmes des télécommunications

Présenté par:

BESSALAH Samah

RAACHE yosra

Thème

Classification d'un signal ECG par SVM

Soutenu

Le: 20/10/2020

Devant le jury

S.GAMOUH

MCB

Président

UKM Ouargla

A.MANSEUR

MAA

Examineur

UKM Ouargla

R.BOUCOUAREB

MCB

Encadreur

UKM Ouargla

Promotion 2019/2020

Remerciements

Avant tout, nous remercions ALLAH le tout puissant qui nous a donné, durant toutes ces années, la santé, la patience, le courage et la foi pour avoir finaliser ce travail.

En premier lieu, nos profondes gratitudees à très chère examinatrice Dr. Rachida BOUCHOUAREB qui nous fait l'honneur d'accepté d'examiner et de juger notre mémoire.

De nous avoir accordé beaucoup de temps, pour tous les conseils, les intenses discussions fructueuses et les efforts fournis .j'exprime ma profonde reconnaissance aussi pour la confiance, le soutien, la patience, et les encouragements.

Nous tenons à remercier très sincèrement les membres de jury d'avoir bien voulu accepter de faire partie de la commission d'examineur

De même, nous exprimons notre plus grande gratitude à tous les enseignants du département d'Electronique et des Télécommunications de l'université de OUARGLA pour leur aide et encouragement.

YOUSRA & SAMAH

Dédicace

Tout d'abord, je veux rendre grâce à Dieu, le Clément et le Très Miséricordieux pour son amour éternel. C'est ainsi que je dédie ce mémoire à :

À ceux qui je m'inspirée le bon chemin pour atteindre mon objectif. À ceux qui m'ont élevé depuis mon plus jeune âge, par amour de la connaissance à ceux qui m'ont appris la confiance et la paix à ceux qui ont tout fait pour moi à ceux qui me regardent du ciel

Mes très chers parents, que Dieu ait pitié d'eux....yosra

À ceux qui nous ont fourni un soutien, des conseils et une orientation continue, dans l'intérêt de notre confort et de notre bonheur.

*Mes sœurs ainsi qu'à mon frère
À tous mes chers amis et mes collègues je vous remercie infiniment pour vos encouragements.*

RAACHE Yosra

Dédicaces

DIEU TOUT PUISSANCE MERCI D'ÊTRE
TOUJOUR AU PRÈS DE MOI

Je dédie ce modeste travail aux êtres les plus chers à mon cœur

*À mes chers parents qui ont toujours durant toute ma vie, qui
m'ont aidé durant mes années d'études qui m'ont appris à
aimer le travail et le bon comportement pour leurs amour infini
et leurs bien vaillance jour et nuit aussi qui ont toujours été là
lorsque j'avais besoin d'eux et m'ont soutenu dans les moments
difficiles.*

À mes frères et sœurs,

À Mes chères nièces "Lina et Hanin"

À toute ma famille et mes amis,

*À tous mes enseignants et mes collègues à l'Université de
Ouargla.*

*À tous qui m'ont souhaité le succès et le bonheur dans ma
vie...*

*À tous ceux que j'aime Qu'ils trouvent ici l'expression de toute
ma reconnaissance*

BESSALAH Samah

Résumé

L'ECG est l'un des tests les plus importants dans la surveillance et le diagnostic des patients, en raison de la rapidité à mettre en place, l'efficacité et la fiabilité pour le diagnostic. Il étudie le fonctionnement du cœur, mesure et enregistre l'activité électrique que la traverse.

Les informations enregistrées par l'ECG sont présentées sous forme d'ondes électriques, de formes et de durées particulières qui se répètent à chaque cycle cardiaque. Il y a des valeurs normales qui permettent d'interpréter les résultats, on analyse l'ensemble de ces complexes et la morphologie globale du complexe va nous orienter vers telle ou telle pathologie.

Le but est d'utiliser une méthode précise et fiable de classification pour la détection des maladies cardiovasculaires, pour cela on utilise la méthode SVM (machine à vecteurs de support), un algorithme d'apprentissage automatique supervisé qui peut être utilisé à des fins de classification et de régression, pour classifier les signaux ECG à cause de sa précision, sa rapidité et sa robuste.

Mots Clés: Signal ECG (Electrocardiogramme), SVM (machine à vecteurs de support), méthodes de classifications

ملخص

يعد مخطط كهربية القلب (ECG) من أهم الاختبارات في مراقبة وتشخيص المرضى ، نظرًا لسرعته في الإعداد وكفاءته و موثوقيته في التشخيص. يقوم بدراسة عمل القلب و كذا يقيس و يسجل النشاط الكهربائي الذي يمر عبره . يتم تقديم المعلومات المسجلة بواسطة مخطط كهربية القلب على شكل موجات كهربائية ، يميز كل منها شكل و زمن خاص بها والتي تتكرر مع كل دورة قلبية. هناك قيم طبيعية تجعل من الممكن تفسير النتائج ، يتم تحليل هذه المجمعات ، و يوجهنا الشكل العام للمجمع نحو هذا المرض أو ذاك .

الهدف هو استعمال طريقة تصنيف دقيقة و موثوقة للكشف عن أمراض القلب والأوعية الدموية ، لذلك استخدمنا خوارزمية SVM (آلة المتجهات الداعمة) -خوارزمية تعلم آلي خاضعة للإشراف يمكن استخدامها لأغراض التصنيف والانحدار- لتصنيف إشارات تخطيط القلب بسبب دقتها وسرعتها وقوتها.

الكلمات الرئيسية: آلة المتجهات الداعمة (SVM) ، مخطط كهربية القلب (ECG) ، طرق التصنيف

Abstract

The ECG is one of the most important tests in the monitoring and diagnosis of patients, due to its speed to set up, efficiency and reliability for diagnosis. It studies the functioning of the heart, measures and records the electrical activity that passes through it.

The information recorded by the ECG is presented in the form of electrical waves, in particular shapes and times, which repeat with each cardiac cycle. There are normal values which make it possible to interpret the results, we analyze all of these complexes and the overall morphology of the complex will guide us towards such or such pathology.

The goal is to use a precise and reliable classification method for the detection of cardiovascular diseases, for this we use the SVM (Support Vector Machine) method, a supervised machine learning algorithm that can be used for classification and regression purposes, to classify the ECG signals because of its precision, speed and robustness.

Key words: ECG signal (Electrocardiogram), SVM (Support Vector Machine), classifications methods.

Table des matières

Table des figures..... **III**

Liste des tableaux **IV**

ABREVIATIONS **V**

Introduction Générale **1**

CHAPITRE I: LE CŒUR ET L'ELECTROCARDIOGRAPHIE

Introduction **3**

I.1. Anatomie du cœur **3**

I.2. Fonction du cœur **4**

 2.1 Activité électrique du cœur résumé **4**

 2.2 Activité mécanique **5**

I.3. Electrocardiographie (ECG) **7**

 3.1. Electrodes et dérivation de l'électrocardiogramme **7**

I.4. L'Electrocardiogramme ECG **9**

 4.1. Le complexe P QRS T U..... **9**

Conclusion **13**

CHAPITRE II: Les Méthodes de Classification

Introduction **14**

II.1. Classification supervisé et non supervisé..... **14**

 1.1. L'Apprentissage **14**

 1.2. Apprentissage Supervisé **14**

 1.2.1. k plus proches voisins (k-PPV) **15**

 1.2.2. Arbres de décision **16**

1.2.3.Réseaux de neurones.....	18
1.2.4.Support Vector Machines.....	19
1.3.Apprentissage semi-supervisé	19
1.4.Apprentissage non supervisé	19
1.4.1.Méthodes Hiérarchiques	20
1.4.2.Méthodes Non Hiérarchiques "Classification par partition (CPP)"	22
Conclusion	26
CHAPITRE III: Algorithme SVM , Résultats et Discussions	
Introduction	27
III.1.Principe de la technique SVM.....	27
III.2.Linéarité et non-linéarité.....	28
2.1.SVM linéaire	28
2.1.1.Cas des données séparables: SVM à marge dure	29
2.1.2.SVM à marge souple	30
2.2.SVM Non linéaire.....	31
III.3.Avantages et Inconvénients de la méthode SVM	33
III.4.La Base de données MIT-BIH	33
III.5.Choix des paramètres	34
III.6.L'organigramme de la méthode SVM	35
III.7. Résultats et discussions	36
Conclusion	37
Conclusion Générale	38
REFERENCES	39

Table des figures

Figure I.1. **Anatomie du cœur**. Error! Bookmark not defined.

Figure I.2: **Activité électrique du cœur** Error! Bookmark not defined.

Figure I.3: **Schéma représente le cycle cardiaque** Error! Bookmark not defined.

Figure I.4 : **Montage d’Einthoven pour l’enregistrement des dérivations bipolaires des membres** Error! Bookmark not defined.

Figure I.5: **Montage de Goldberger pour l’enregistrement des dérivations unipolaires des membres augmentés**..... Error! Bookmark not defined.

Figure I.6: **Dérivations précordiales unipolaires** Error! Bookmark not defined.

Figure I.7: **Etapes successives de dépolarisation/repolarisation du cœur qui se traduisent sur le plan électro cardiographique par différentes ondes P, QRS, T**..... Error! Bookmark not defined.

Figure. I.8: **Tracé ECG**..... Error! Bookmark not defined.

Figure I.9: **Onde P** Error! Bookmark not defined.

Figure I.10 : **Intervalle PR**..... Error! Bookmark not defined.

Figure I.11. **Complexe QRS**..... Error! Bookmark not defined.

Figure I.12 : **Segment ST et point J** Error! Bookmark not defined.

Figure I.13 : **Onde T** Error! Bookmark not defined.

Figure. II.1 : **illustration des k-ppv d’un point** ... Error! Bookmark not defined.

Figure II.2: **Exemple d'une arbre de décision**..... Error! Bookmark not defined.

Figure II.3: **Modèle d’un neurone formel** Error! Bookmark not defined.

Figure II.4: **Exemple d'un dendrogramme** Error! Bookmark not defined.

Figure II.5: **la méthode k-means** Error! Bookmark not defined.

Figure III.1: **Principe de la machine à vecteur support (SVM)**27

Figure III.2: **linéarité et non linéarité**.....28

Figure III.3: **Marge souple et slack variable ξ**31

Figure III.4: **Changement de dimension de l'espace des données pour le cas non linéaire**.....32

Figure III.5: **Transformation linéaire des données en une séparation linéaire dans un nouvel espace**.....33

Figure III.6: **ECG anormal (ECG 100 de la base de données MIT-BIH des arythmies cardiaques)**34

Figure III.7: **ECG normal (ECG 16265 de la base de données MIT-BIH des Normal sinus rythme)**.....34

Liste des tableaux

Tableau III.1 : **Résultats de simulation**..... 37

ABREVIATIONS

AV : auriculo-ventriculaire

aVF : le potentiel recueilli par chacune de ces dérivations est amplifié avec une dérivation unipolaireFoot

aVL : le potentiel recueilli par chacune de ces dérivations est amplifié avec une dérivation unipolaireLeft

aVR, :le potentiel recueilli par chacune de ces dérivations est amplifié avec une dérivation unipolaire Right,

CAH : Classification Ascendante Hiérarchique

CDH : Classification Descendante Hiérarchique

CPP : Classification par partition

CLARA : Clustering LARge Applications

CLARANS : Clustering Large Applications basedupon RANdomized Search

ECG : électrodiographie

IRM : image par résonance magnétique

k-NN : k NearestNeighbor

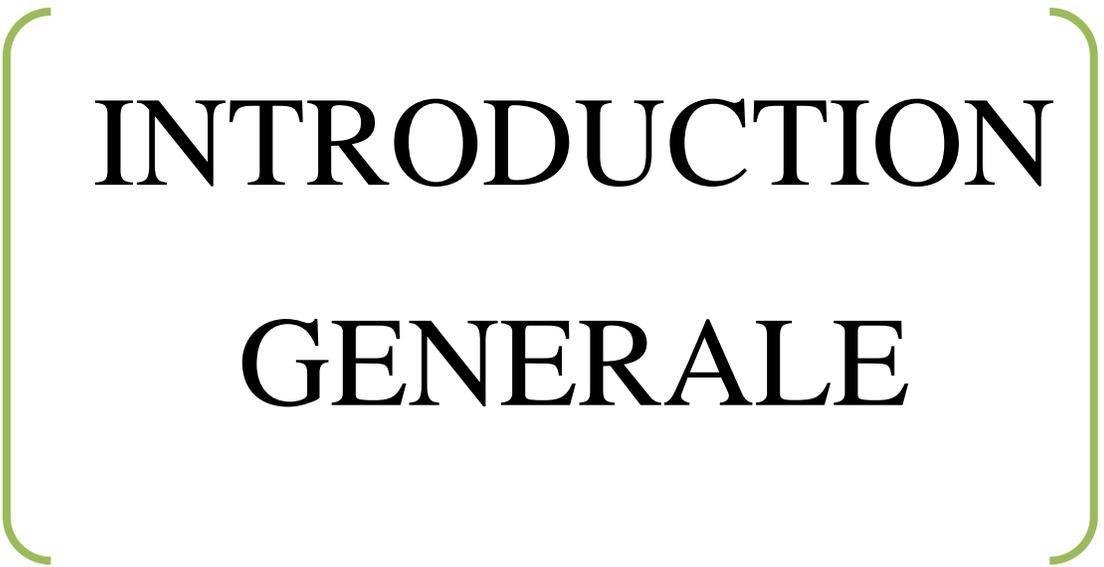
k-PPV : plus proches voisins

PAM : PartitioningAroundMedoïdes

SA : sino-auriculaire

SVM : support vector machine

PAM : PartitioningAroundMedoïdes

The text is enclosed in a pair of large, light green, rounded brackets that are open at the top and bottom. The brackets are positioned on the left and right sides of the text, framing it.

INTRODUCTION GENERALE

Introduction Générale

Parmi les maladies les plus dangereuses répandues à notre époque actuelle, les maladies cardiaques de toutes sortes. Automatiquement, de nombreux travaux ont été recherchés afin d'identifier automatiquement ou non un rythme cardiaque irrégulier ou de développer la capacité de classer correctement le cardiogramme normal de l'anormal. Il existe deux types de classification. L'un est supervisé dont les résultats sont connus et l'autre non supervisé où les résultats sont inconnus. Dans notre travail, nous avons utilisé une méthode classification supervisée parce que nous savons déjà que la sortie vaut (0 ou 1), tout dépend des paramètres de L'Electrocardiogramme ECG.

Les méthodes de classification ont pour but d'identifier les classes auxquelles appartiennent des objets à partir de certains paramètres descriptifs. Elles s'appliquent à un grand nombre d'activités humaines et conviennent en particulier au problème de la prise de décision automatisée [01]. La procédure de classification sera extraite automatiquement à partir d'un ensemble d'exemples. Un exemple consiste à la description d'un cas avec la classification correspondante. Un système d'apprentissage doit alors, à partir de cet ensemble d'exemples, extraire une procédure de classification, il s'agit en effet d'extraire une règle générale à partir des données observées. La procédure générée devra classer correctement les exemples de l'échantillon et avoir un bon pouvoir prédictif pour classer correctement de nouvelles descriptions. Les méthodes utilisées pour la classification sont nombreuses, citons: la méthode des Séparateurs à Vastes Marges (SVM), les Réseaux de Neurones, etc.[02]

Parmi les méthodes à noyaux, inspirées de la théorie statistique de l'apprentissage de Vladimir Vapnik, les Machines à Vecteurs de Support (SVM) constituent la forme la plus connue. [03] .SVM est une méthode de classification binaire par apprentissage supervisé, elle fut introduite par Vapnik en 1995. Cette méthode est donc une alternative récente pour la classification. [04]

La classification de l'ECG par SVM a été fait, en utilisant la base de données MIT_BIH des arythmies cardiaques, La base de données sur les arythmies MIT-BIH , achevée en 1980, a été l'une des premières bases introduites dans ce domaine. Cette base fourni une série de tests pour l'évaluation des détecteurs d'arythmie.. [05]

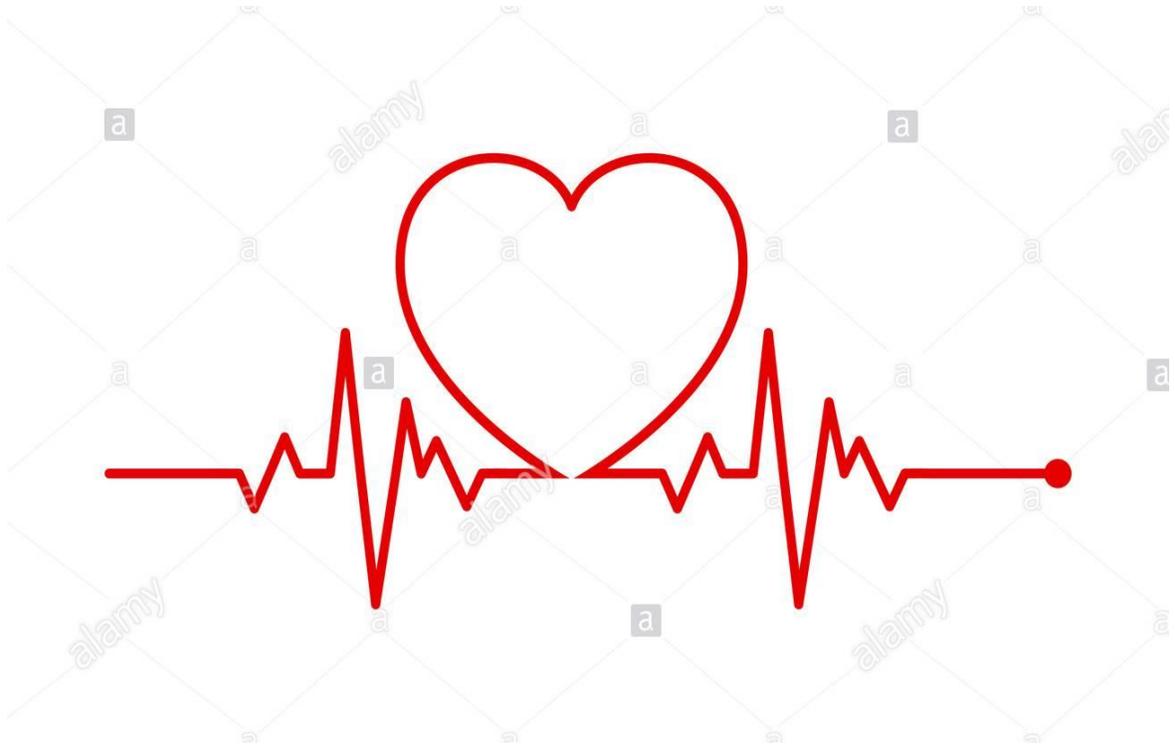
L'objectif de ce travail est de classifier les signaux ECG en deux classes, rythmées ou arythmiques. Le travail se compose de trois chapitres :

Le premier chapitre consiste à l'anatomie du cœur, ses activités, Electrocardiographie et ses ondes (L'Electrocardiogramme ECG).

Dans Le deuxième chapitre nous avons expliqué l'apprentissage supervisé, apprentissage semi-supervisé.et apprentissage non supervisé.

Dans Le dernier chapitre nous avons présenté l'algorithme utilisé sous Matlab, les résultats et discussions des résultats obtenus.

Et enfin une conclusion générale.



Chapitre I : Le cœur & L'électrocardiographie

Introduction

Le cœur est un muscle creux, de forme pyramidale triangulaire, situé dans le thorax entre les deux poumons, Cet organe noble par excellence, est vital par son rôle de pompe du sang vers les vaisseaux sanguins du corps humain grâce à ses contractions rythmiques [06]. Il peut être étudié par des techniques comme l'ECG (électrocardiographie), les techniques d'imagerie cardiaque comme la radiographie thoracique, la tomodensitométrie (scanner), l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), le cathétérisme cardiaque, les examens de sang, et dans quelques cas rares, la biopsie du muscle cardiaque .

Ce chapitre est consacré de manière générale à tout ce qui en rapport avec l'anatomie cardiaque ainsi que le fonctionnement du cœur, puis de manière détaillée le principe de l'Electrocardiographie (ECG) et leurs parties les plus importantes

I.1. Anatomie du cœur

Le cœur est un organe contractile assurant la circulation sanguine. C'est un muscle strié creux séparé en deux moitiés indépendantes (droite et gauche). Sa partie droite contient du sang pauvre en oxygène et assure la circulation pulmonaire, sa partie gauche renferme du sang riche en oxygène et le propulse dans tous les tissus.

Chacune des moitiés comporte une oreillette et un ventricule qui communiquent par des valves d'admission qui, à l'état normal, laissent passer le sang uniquement de l'oreillette vers le ventricule. Il existe aussi des valves d'échappement qui assurent la communication entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire (valve pulmonaire), ainsi qu'entre le ventricule gauche et l'artère aorte (valve aortique).

Ces deux valves se trouvent à l'entrée de l'aorte et de l'artère pulmonaire respectivement. Sur la Figure (I.1), nous pouvons voir l'anatomie du cœur et des vaisseaux associés. Les parois du cœur sont constituées par le muscle cardiaque, appelé myocarde, composé d'un ensemble de cellules musculaires cardiaques ou cardiomyocytes [07].

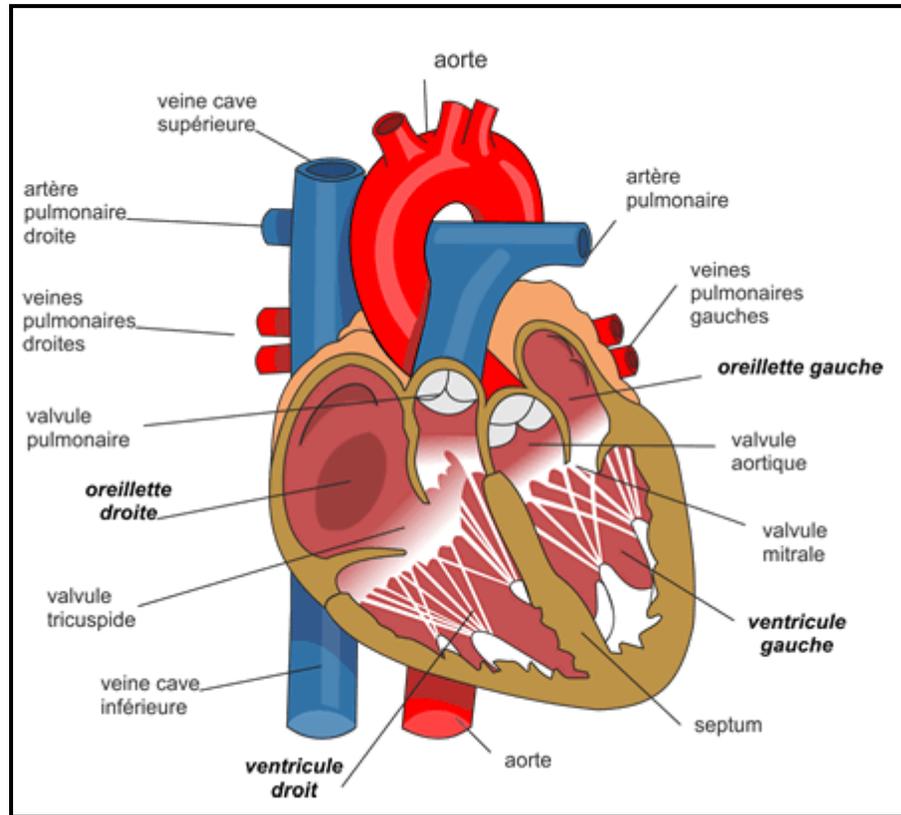


Figure I.1.: Anatomie du cœur.

I.2. Fonction du cœur

Pour faire circuler le sang dans le corps, le cœur se contracte et se dilate. Cette action de pompage s'illustre bien par l'alternance du serrement et du desserrement d'un poing. Chaque battement, le cœur expulse du sang dans les artères. C'est ce qui crée le pouls.

2.1 Activité électrique du cœur

La contraction du cœur est provoquée par la stimulation des impulsions électriques délivrées par le nœud sinusal définie comme le stimulateur cardiaque physiologique situé en haut et en arrière de l'oreillette droite à proximité de l'abouchement de la veine cave supérieure.

L'impulsion électrique arrive alors au nœud auriculo-ventriculaire, seul point de passage possible pour le courant électrique entre les oreillettes et les ventricules. A ce moment, l'impulsion électrique subie une courte pause permettant au sang de pénétrer dans les ventricules. Elle emprunte alors le faisceau de HIS, qui est composé de deux branches principales allant chacune dans un ventricule.

Les fibres constituant ce faisceau, complétées par les fibres PURKINJE grâce à leur conduction rapide, propagent l'impulsion électrique en plusieurs points des ventricules, et permettent ainsi une dépolarisation quasi instantanée de l'ensemble du muscle ventriculaire, malgré sa taille importante ; ce qui assure une efficacité optimale dans la propulsion du sang dans l'aorte ; cette contraction constitue la phase de systole ventriculaire. Puis la diastole ventriculaire; les fibres musculaire se re-polarisent et reviennent ainsi à leur état initial le cycle du battement cardiaque est alors terminé et le cœur est prêt pour un nouveau battement. [08]

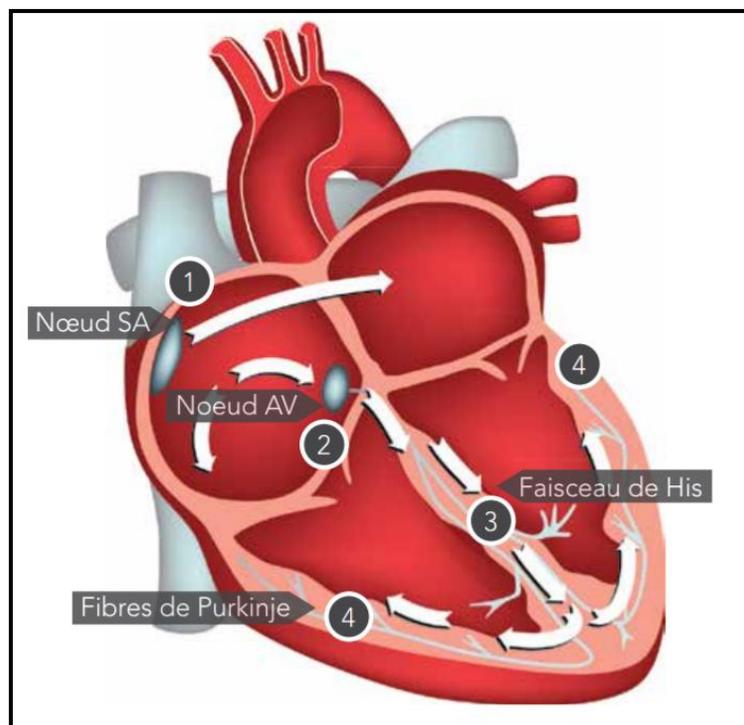


Figure I.2: Activité électrique du cœur

2.2 Activité mécanique :

Le cycle de la circulation sanguine se répète constamment et se divise en deux périodes: la systole et la diastole. [07]

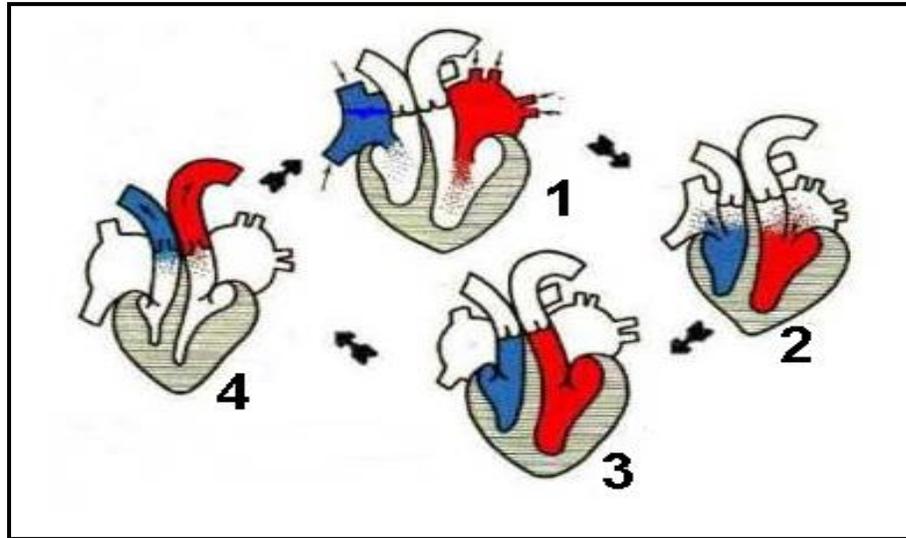


Figure I.3: Schéma représente le cycle cardiaque

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 iso volumique et la systole ventriculaire.

- La systole auriculaire est la contraction des oreillettes lorsque celles-ci sont remplies de sang (1).
- La contraction ventriculaire iso volumique commence lorsque les cellules musculaires du myocarde ventriculaire se contractent (2).
- La systole ventriculaire commence lorsque les pressions dans les ventricules dépassent les pressions dans l'artère pulmonaire et l'aorte (3).

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 (4).

- 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.3. Electrocardiographie (ECG)

L'électrocardiographie (ECG) est un examen qui mesure et enregistre l'activité électrique du cœur. Elle est utilisée pour dépister, soigner ou assurer le suivi d'une pathologie cardiaque. Le corps humain est considéré comme étant électriquement conducteur. Par conséquent, les potentiels d'action générés au niveau des fibres cardiaques lors de l'activité mécanique cardiaque peuvent être réalisés par la pose d'électrodes au niveau du thorax, des poignets et des chevilles ; grâce auxquelles il est possible d'enregistrer l'activité électrique du cœur. [09]

3.1. Electrodes et dérivation de l'électrocardiogramme :

Afin d'enregistrer l'activité électrique du cœur de manière globale un certain nombre d'électrodes sont nécessaires. On distingue ainsi les électrodes **unipolaire et bipolaires**

➤ **Dérivations bipolaires**

- Les variations de potentiel sont enregistrées entre deux électrodes placées à la surface du corps.
- On appelle ligne de dérivation la droite théorique passant par les deux électrodes d'enregistrement.
- I ou D I = bras droit, bras gauche
- II ou D II = bras droit, jambe gauche
- III ou D III = bras gauche, jambe gauche
- Ces trois dérivations forment les côtés du triangle d'EINTHOVEN. En théorie, ce triangle est équilatéral et le cœur en occupe le centre. [10]

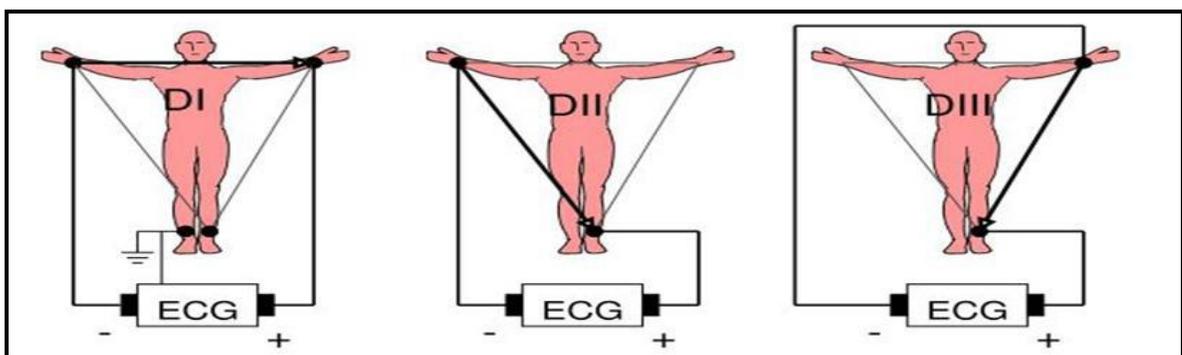


Figure I.4 : Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres

➤ Dérivations unipolaires

a. Les dérivations unipolaires des membres (les dérivations périphériques)

Elles permettent de mesurer les variations de potentiel aux extrémités du corps, au moyen d'une électrode exploratrice (pôle positif). Ce potentiel étant comparé à celui d'une électrode de référence (pôle négatif) dont le potentiel est nul. Les dérivations sont connues par aVR, aVL et aVF, où "a", indique que le potentiel recueilli par chacune de ces dérivations est amplifié. Le "V" signifie qu'il s'agit d'une dérivation unipolaire. "R", "L", "F" est (Right, Left, Foot). [08]. Comme montré dans la figure ci-dessous:

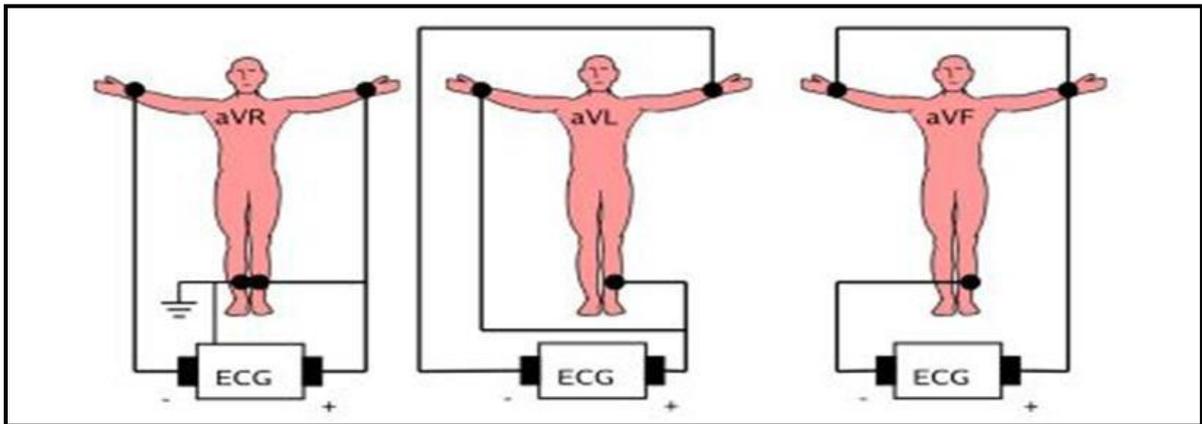


Figure I.5: Montage de Goldberger pour l'enregistrement des dérivations unipolaires des membres augmentés

b. Les dérivations unipolaires précordiales

Les dérivations précordiales permettent de renseigner sur le fonctionnement de la face transversale du cœur comme montré dans la figure (I.6), leurs emplacements et décrit comme suit :

- V1 : 4ème espace intercostal en parasternal droit
- V2 : 4ème espace intercostal en parasternal gauche
- V3 : 5ème côte à gauche de V2
- V4 : 5ème espace intercostal gauche
- V5 : 5ème espace intercostal gauche à gauche de V4
- V6 : 5ème espace intercostal gauche à gauche de V5. [11]

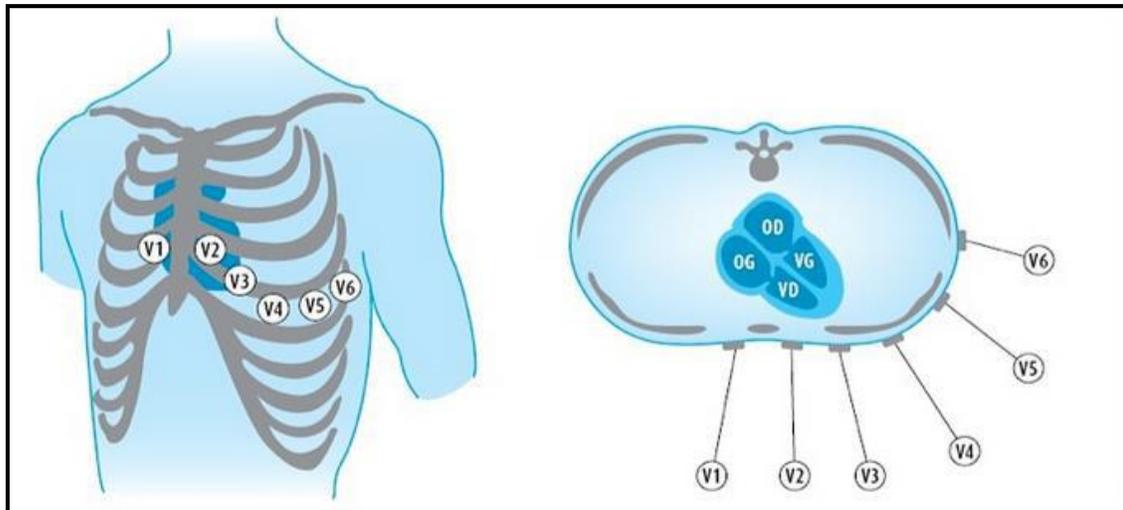


Figure I.6: Dérivations précordiales unipolaires

I.4.L'Electrocardiogramme ECG

4.1. Le complexe P QRS T U

Les informations enregistrées par l'ECG sont présentées sous forme d'ondes électriques, de formes et de durées particulières qui se répètent à chaque cycle cardiaque. Ces ondes traduisent les différents phénomènes mécaniques relatifs au parcours du potentiel d'action de la stimulation cardiaque et dont les étapes sont illustrées sur la figure suivante [09].

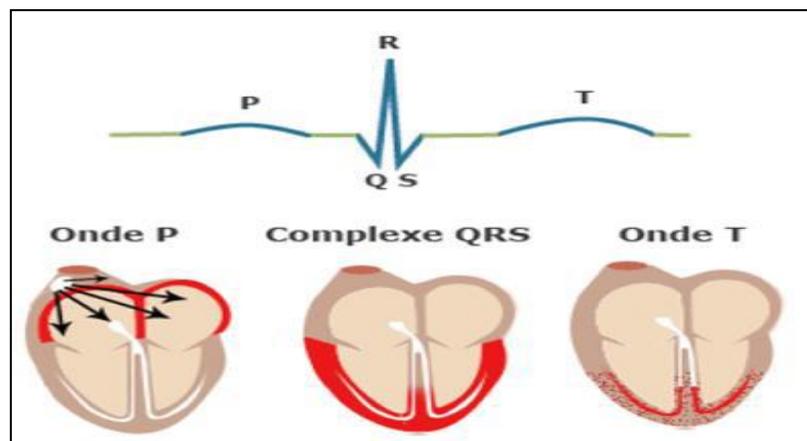


Figure I.7: Etapes successives de dépolarisation/repolarisation du cœur qui se traduisent sur le plan électro cardiographique par différentes ondes P, QRS, T.

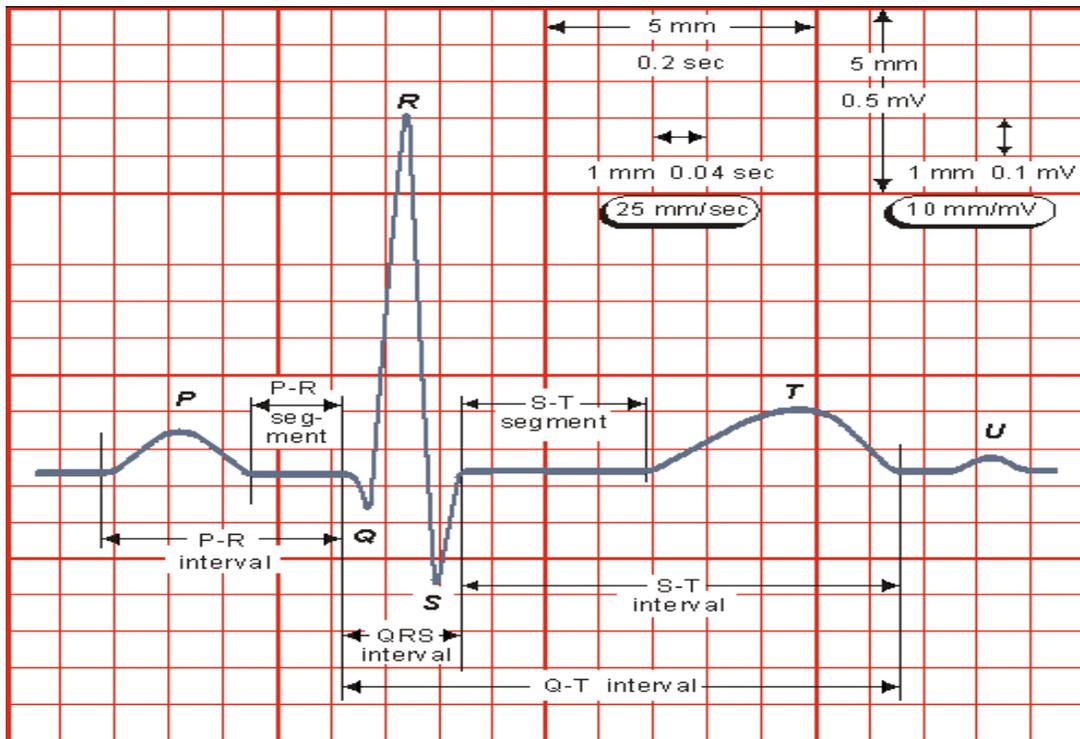


Figure. I.8: Tracé ECG.

➤ **L'onde P**

Première onde enregistrée. Elle correspond à la dépolarisation des oreillettes quand l'impulsion électrique se propage à partir du nœud sinusal. [09].

- Durée : 8/100 seconde
- Amplitude : 2 mm en D II
- Positive dans toutes les dérivations sauf VR (parfois VL) où elle est négative, sauf V1 V2 où elle est souvent diphasique.

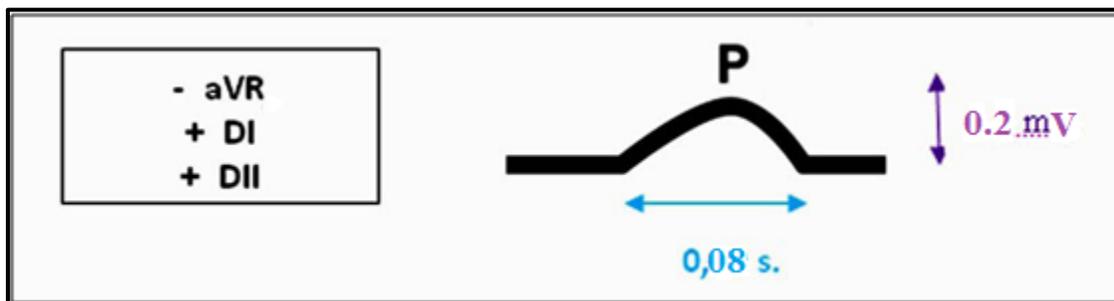


Figure I.9: Onde P

➤ **Intervalle PR ou PQ**

L'intervalle PR mesure la durée entre le début de l'onde P et le début de Q ou de R. Sa durée est comprise entre 120 et 180 ms.[10]

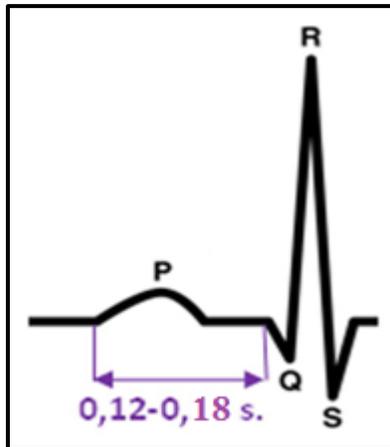


Figure I.10 : Intervalle PR

➤ L'onde Q

Dans les conditions normales l'onde Q enregistrée lors de la dépolarisation du septum en dérivations gauches cette onde devient pathologique si elle apparaît sur les autres dérivations et aussi sous les conditions suivantes : [11]

- Si elle mesure plus de deux grands carreaux en profondeur
- Si elle mesure le 1/3 de l'onde R.
- Si en largeur elle mesure plus d'un grand carreau.

➤ Complexe QRS

Le complexe QRS correspond à un ensemble de déflexions dues à la dépolarisation des ventricules; [08]

Il est composé de 3 ondes accolées qui suivent l'onde P. Pour un adulte sain: [09]

- son amplitude est comprise entre 5 et 20mV.
- sa durée est inférieure à 0.12s.

Par définition :

- L'onde Q : première onde négative du complexe.
- L'onde R : première onde positive du complexe.
- L'onde S : première onde négative après l'onde R.

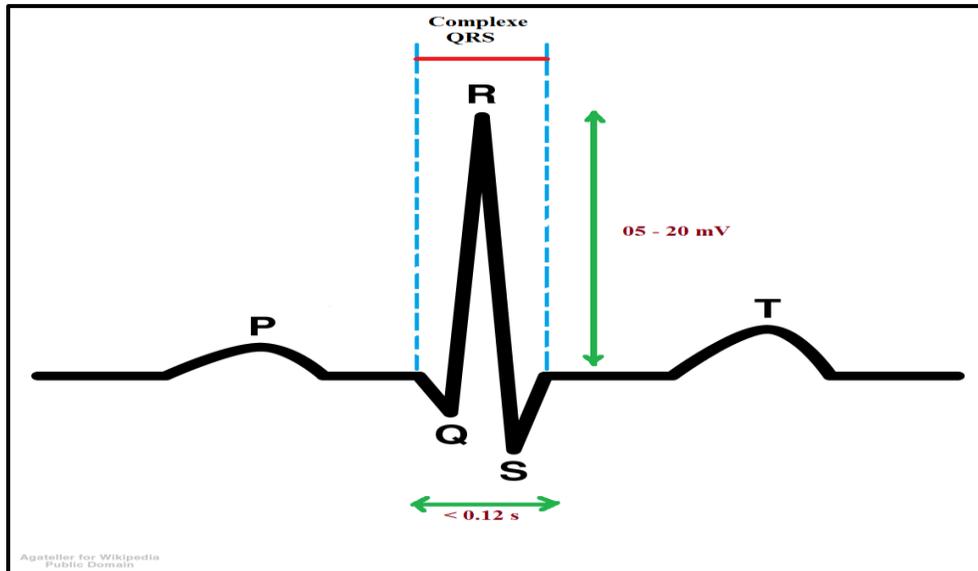


Figure I.11. Complexe QRS.

➤ Segment ST

- Le point J marque la fin de QRS.
- Correspond à la phase où les cellules ventriculaires sont dépolarisées ; il n'y a donc a priori pas de propagation électrique. Le segment ST va de la fin du complexe QRS jusqu'au début de l'onde T. sa durée est comprise entre 50 et 150 ms. [08]

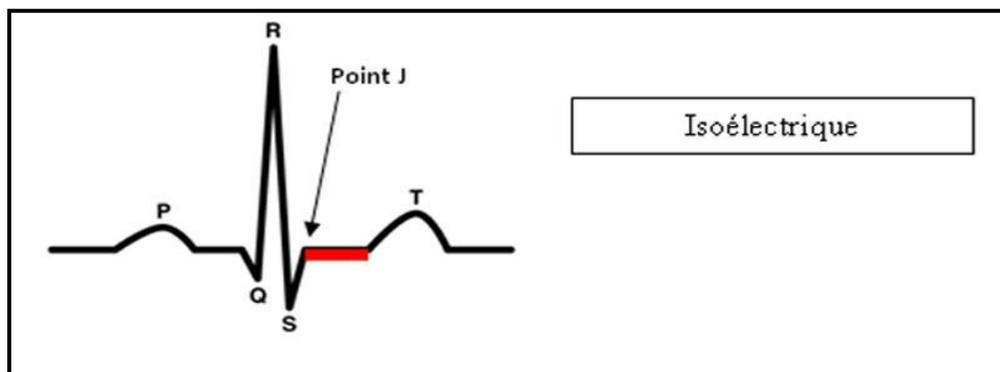


Figure I.12 : Segment ST et point J

➤ L'onde T

Elle correspond à la repolarisation des ventricules[10]. Elle est de faible amplitude et ne témoigne d'aucun événement mécanique. Cette onde succède au complexe QRS.[09]

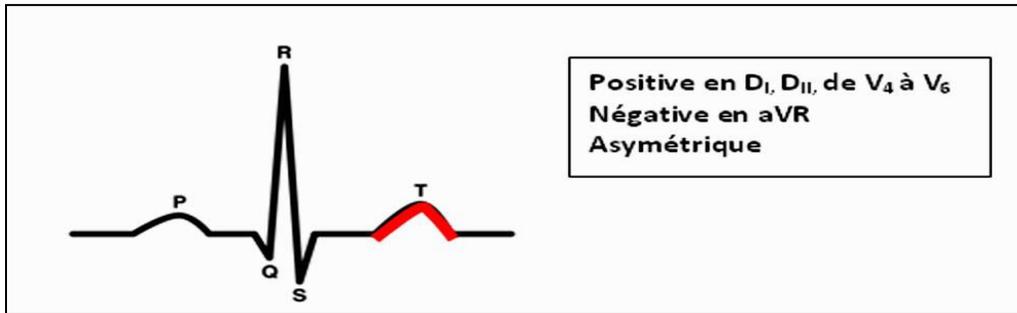


Figure I.13 : Onde T

➤ L'onde U

- C'est une onde habituellement positive, dont l'amplitude est faible.[09]
- Elle suit l'onde T, elle dure environ 20/100 seconde.

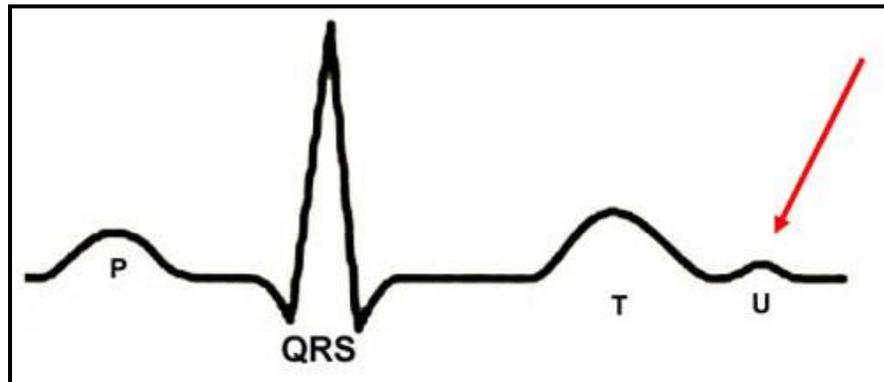
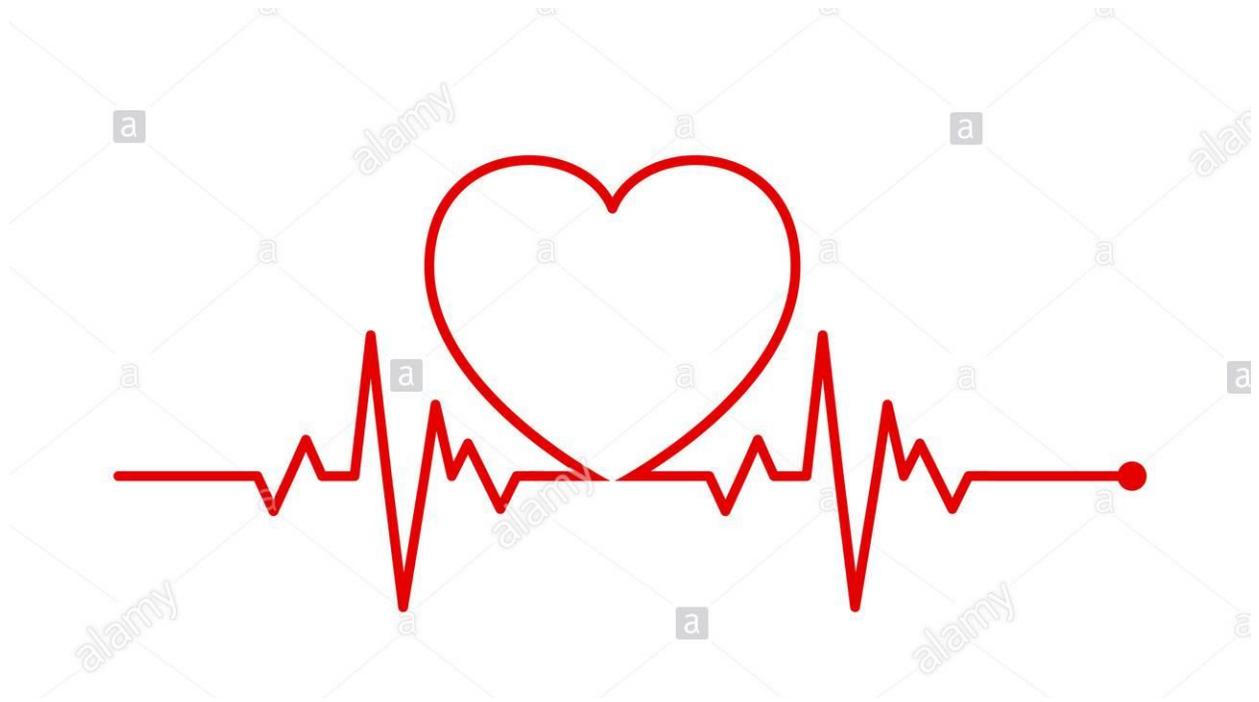


Figure I.14 : Onde U

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons expliqué comment fonctionne le cœur, ainsi que ses activités électriques et mécaniques, puis nous avons expliqué l'électrocardiogramme, son principe, et ses ondes électriques qui nous fournissent des informations qui nous aident à classer l'état de ce cœur, à travers lequel nous pouvons connaître l'étendue de sa santé.

Dans le deuxième chapitre, nous verrons les méthodes de classification.



Chapitre II: Les Méthodes de Classification

Introduction

La classification joue un rôle dans toutes les sciences et techniques qui font appel à la statistique multidimensionnelle. C'est l'une des techniques les plus utilisées en médecine. Tel que les systèmes d'aide au diagnostic constituent aujourd'hui l'un des moyens indispensables dans le domaine médical. [09]

La classification est une méthode d'analyse de données qui vise à regrouper en classes homogènes un ensemble d'observations. Ces dernières années, les besoins d'analyse de données et en particulier de classification ont augmenté significativement [12]. On distingue essentiellement deux types de classification : supervisée et non-supervisée.

II.1. Classification supervisée et non supervisée

1.1. L'Apprentissage

L'apprentissage est une étape de la classification qui consiste en deux concepts différents : l'entraînement et l'adaptation. L'entraînement consiste à enseigner au système la description des caractères tandis que l'adaptation sert à améliorer les performances du système en profitant des expériences précédentes. Certains systèmes permettent à l'utilisateur d'identifier un caractère lorsqu'ils échouent à le reconnaître et ils utilisent l'entrée de l'utilisateur à chaque fois que le caractère est rencontré. [13]

1.2. Apprentissage Supervisé :

L'apprentissage est dit supervisé s'il est guidé par un superviseur appelé professeur. Il est réalisé lors d'une étape préliminaire de reconnaissance en introduisant un grand nombre d'échantillons de référence. Le professeur indique dans ce cas le nom de chaque échantillon. Le choix des caractères de référence est fait à la main en fonction de l'application. Le nombre d'échantillons peut varier de quelques unités à quelques dizaines. [13]

Il existe de nombreuses méthodes de classification supervisée : [14]

- Decision trees
- Random forest
- K-nearest neighbors (k plus proches voisins)
- SVM
- Neural Networks.

Nous verrons ici quelques méthodes de classification supervisée : la méthode des k plus proches voisins, les arbres des décisions et les réseaux de neurones.

1.2.1.k plus proches voisins (k-PPV)

La méthode des plus proches voisins (noté parfois k-PPV ou k-NN pour -Nearest-Neighbor) consiste à déterminer pour chaque nouvel individu que l'on veut classer, la liste des plus proches voisins parmi les individus déjà classés. L'individu est affecté à la classe qui contient le plus d'individus parmi ces plus proches voisins. Cette méthode nécessite de choisir une distance, la plus classique est la distance euclidienne, et le nombre de voisins à prendre en compte. [15]

➤ **Algorithme:**

La méthode des k plus proches voisins est très simple :

➤ pour un nouvel \mathbf{x}^* , il suffit de rechercher les \mathbf{k} voisins les plus proches, au sens d'une certaine distance (euclidienne par exemple).

➤ on compte le nombre n_c de ces voisins appartenant à la classe c

➤ on estime alors la probabilité que $y = c$ par $P(y^* = c) = \frac{n_c}{k}$ [16]

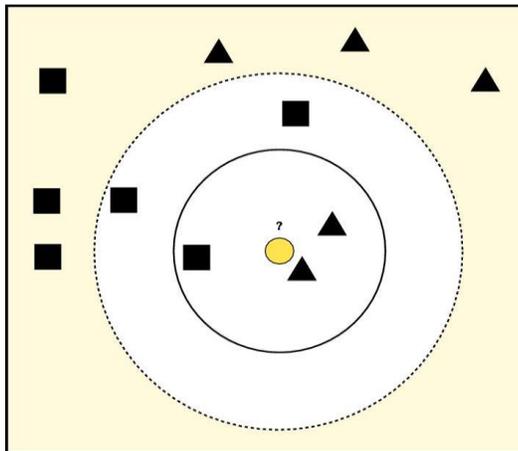


Figure. II.1 : Illustration des k-ppv d'un point

➤ **La choix de k**

La valeur de k est un des paramètres à déterminer lors de l'utilisation de ce type de méthode. La valeur que l'on choisit pour k va être plus critique, plus déterminante en rapport avec la performance du classificateur. On peut se permettre de considérer un plus grand nombre de voisins, sachant que plus ils diffèrent du document à classer, moins ils ont d'impact sur la prise

de décision. Cependant, il demeure nécessaire de limiter le nombre de voisins pour s'en tenir à temps de calcul raisonnable.

L'emploi de k voisins, au lieu d'un seul, assure une plus grande robustesse à la prédiction. Classiquement, dans le cas où la variable à prédire compte deux étiquettes, ce paramètre k est une valeur impaire afin d'avoir une majorité plus facilement décidable [17].

➤ **Avantages et Inconvénients des kPP:**

Cette méthode présente l'avantage d'être facile à mettre en œuvre et fournit de bons résultats. Son principal inconvénient est lié à la faible vitesse de classification due au nombre important de distances à calculer. [13]

1.2.2. Arbres de décision

La popularité de la méthode repose en grande partie sur sa simplicité. Il s'agit de trouver un partitionnement des individus que l'on représente sous la forme d'un arbre de décision. L'objectif est de produire des groupes d'individus les plus homogènes possibles du point de vue de la variable à prédire. Il est d'usage de représenter la distribution empirique de l'attribut à prédire sur chaque sommet (nœud) de l'arbre. [18] Deux types d'arbres de décision sont ainsi définis: [19]

➤ **arbres de classification** : la variable expliquée est de type nominal (facteur). A chaque étape du partitionnement, on cherche à réduire l'impureté totale des deux nœuds fils par rapport au nœud père.

➤ **arbres de régression** : la variable expliquée est de type numérique et il s'agit de prédire une valeur la plus proche possible de la vraie valeur.

➤ **Principe**

Prédire la valeur d'un attribut (variable cible ou variable exogène) à partir d'un ensemble de valeurs d'attributs (variables prédictives ou variables endogènes).

Un arbre est composé :

- de nœuds : classes d'individus de plus en plus fines depuis la racine.
- d'arcs : prédicats de partitionnement de la classe source.

-Un arbre de décision est un arbre au sens informatique.

-Les nœuds sont repérés par des positions $\in \{1, \dots, p\}^*$, où p est le terminus maximale des nœuds.

-Les nœuds internes sont les nœuds de décision.

-Un nœud de décision est étiquète par un test qui peut être appliqué à chaque description d'un individu d'une population.

-Chaque test examine la valeur d'un unique attribut.

-Dans les arbres de décision binaires, on omet les labels des arcs.

Les feuilles sont étiquetées par une classe. [20]

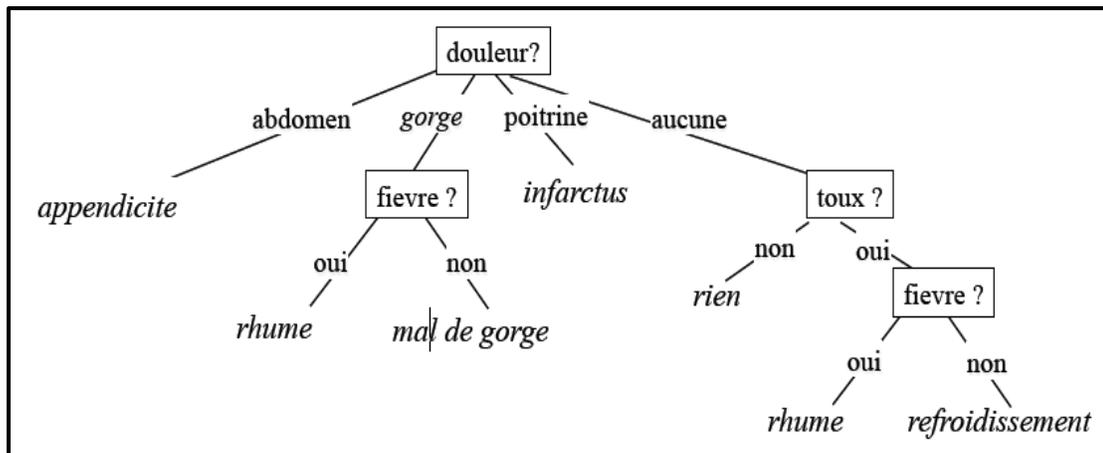


Figure II.2: Exemple d'une arbre de décision

➤ Avantages et Inconvénients des arbres [21]

Avantages

- Méthode est non paramétrique et insensible aux valeurs extrêmes
- Elle permet de traiter de variables de natures différentes
- Elle comporte une sélection des variables
- Elle détermine des sous-populations définies par des règles facilement interprétables.
- On peut isoler certains nœuds et définir des classes de risque

Inconvénients

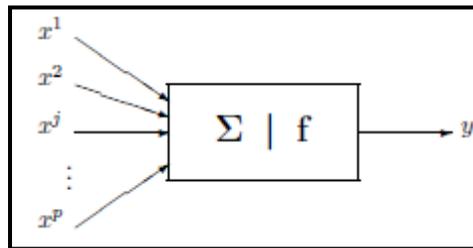
- La méthode peut être peu robuste car elle sélectionne pas à pas les variables
- Elle est liée à la définition de seuils donc elle est sensible à de légères perturbations sur les données
- La construction est assez délicate en particulier au moment de l'élagage. Il est difficile de sélectionner l'arbre optimal

1.2.3. Réseaux de neurones

Un réseau neuronal est l'association, en un graphe plus ou moins complexe, d'objets élémentaires, les neurones formels. Les principaux réseaux se distinguent par l'organisation du graphe (en couches, complets. . .), c'est-à-dire leur architecture, son niveau de complexité (le nombre de neurones, présence ou non de boucles de rétroaction dans le réseau), par le type des neurones (leurs fonctions de transition ou d'activation) et enfin par l'objectif visé : apprentissage supervisé ou non, optimisation, systèmes dynamiques... [22]

➤ Principe

Cette méthode repose sur la notion de neurone formel. Un neurone formel est un modèle caractérisé par des signaux d'entrée (les variables explicatives par exemple), une fonction d'activation $f, f(\alpha_0 + \sum_i \alpha_i * x_i)$, f peut être linéaire, à seuil, stochastique et le plus souvent sigmoïde. Le calcul des paramètres se fait par apprentissage.



Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones en amont ou des capteurs composant la machine dont il fait partie. A chacune de ses entrées est associé un poids représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones en aval. A chaque connexion est associé un poids. [23]

De façon usuelle et en régression (Y quantitative), la dernière couche est constituée d'un seul neurone muni de la fonction d'activation identité tandis que les autres neurones (couche cachée) sont munis de la fonction sigmoïde.

En classification binaire, le neurone de sortie est muni également de la fonction sigmoïde tandis que dans le cas d'une discrimination à m classes (Y qualitative), ce sont m neurones avec fonction sigmoïde, un par classe, qui sont considérés en sortie.. [23]

➤ **Avantages et inconvénients des réseaux de neurones :**

Comme chaque méthode les réseaux de neurones ont aussi des avantages et des inconvénients qu'on va énumérer dans ce qui va suivre : [09]

Avantages :

- ✓ Résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données.
- ✓ Implémentation des systèmes possible par l'utilisation des paramètres descriptifs au lieu des règles prédéfinies sur les maladies.
- ✓ Capacité d'analyse en temps réel et d'une façon rapide et fiable.
- ✓ Elimine les erreurs dues à la fatigue humaine.
- ✓ Capacité de traiter de grandes quantités de données.

Inconvénients :

- ✓ Le choix des valeurs initiales des poids du réseau et le réglage du pas d'apprentissage, qui jouent un rôle dans la vitesse de convergence.
- ✓ Absence de méthode permettant de définir la meilleure topologie du réseau et le nombre de neurone à placer dans la couche cachée.

1.2.4.Support Vector Machines

Le SVM consiste à chercher le meilleur hyperplan qui sépare linéairement deux classes tout en les repoussant au maximum. Lors de sa phase d'apprentissage, le SVM vise à maximiser la marge entre les deux classes d'apprentissage. Ce qui lui procure un grand pouvoir de généralisation pendant la phase de test. Cette méthode sera détaillée au chapitre suivant. [24]

1.3.Apprentissage semi-supervisé :

Comme son nom l'indique, l'apprentissage semi-supervisé se situe entre l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé. Certaines données sont étiquetées et d'autres ne le sont pas. Les tâches réalisées en apprentissage semi-supervisé sont les mêmes que celles réalisées en apprentissage supervisé, à la différence qu'il est fait usage des données non étiquetées. [25]

1.4.Apprentissage non supervisé:

L'apprentissage non supervisé consiste à inférer des connaissances sur des classes sur la seule base des échantillons d'apprentissage, et sans savoir à quelle classe ils appartiennent. [09]

Les méthodes de classification non supervisée peuvent être regroupées en cinq grandes catégories : les méthodes hiérarchiques, les méthodes de clustering par partitionnement, les

méthodes basées sur la densité des objets dans leur espace de représentation, les méthodes basées sur le réseau de neurone et les méthodes probabilistes. [26]

Dans ce qui suit nous allons présenter quelques méthodes de classification non supervisée : Les Méthodes Hiérarchiques et Les Méthodes Non Hiérarchiques.

1.4.1.Méthodes Hiérarchiques

La méthode hiérarchique génère une partition de l'espace des données, mais aussi une succession de partitions de l'espace des données. Celles-ci sont souvent représentées sous la forme d'un dendrogramme. Un dendrogramme est un arbre de partition successive de l'espace des données. Selon que l'on parcourt le dendrogramme de haut en bas ou de bas en haut, la méthode sera dite descendante (division) ou ascendante (agglomération). [27]

1. Classification Ascendante Hiérarchique (CAH)

Il s'agit de regrouper les individus de manière itérative, en commençant par le bas (les deux plus proches) et en construisant progressivement un arbre, ou dendrogramme, regroupant finalement tous les individus en une seule classe, à la racine. Ceci suppose de savoir calculer, à chaque étape ou regroupement, la distance entre un individu et un groupe ainsi que celle entre deux groupes. [28]

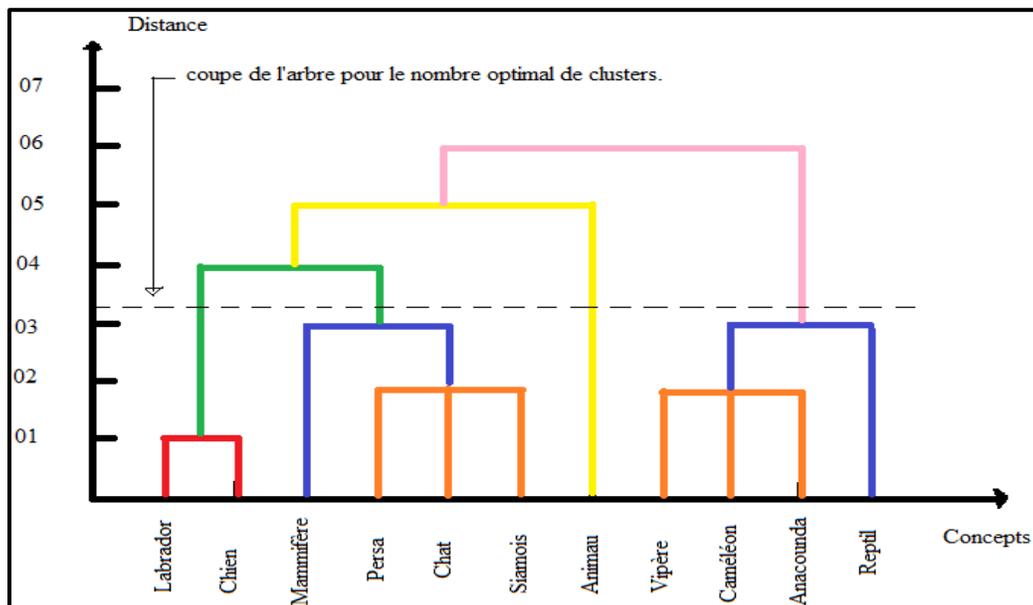


Figure II.4: Exemple d'un dendrogramme

➤ **Algorithme CAH:**

Le schéma d'un algorithme de Classification Ascendante Hiérarchique (CAH) est le suivant [29]:

1. Les classes initiales sont les individus eux-mêmes.
2. On calcule les distances entre les classes.
3. Les deux classes les plus proches sont fusionnées et remplacées par une seule.
4. Le processus reprend en 2 jusqu'à n'avoir plus qu'une seule classe, qui contient toutes les observations.

Les algorithmes les plus utilisés dans la plupart des méthodes hiérarchiques ascendantes sont les algorithmes du lien simple ou saut minimum (single link), les algorithmes du lien ou diamètre complet ou maximal (complete link), les algorithmes du lien moyen (averagelink). [26]

- Dans l'algorithme du lien simple, la distance entre deux clusters est la valeur minimum des distances entre toutes les paires d'objets, l'un du premier cluster, l'autre du deuxième.
- Dans l'algorithme du lien complet, la distance entre deux clusters est la valeur maximale des distances entre toutes les paires d'objets.
- Dans l'algorithme du lien moyen, la distance entre deux clusters est la valeur moyenne des distances entre toutes les paires d'objet, l'un du premier cluster, l'autre du deuxième

➤ **Les Avantages et les Inconvénients de CAH:** [12]

Avantages : La lecture de l'arbre permet de déterminer le nombre optimal de classes.

Inconvénients : Coûteux en temps de calcul

2. **Classification Descendante Hiérarchique (CDH)**

Les méthodes de Classification Descendante Hiérarchique sont itératives et procèdent à chaque itération au choix du segment de l'arbre hiérarchique à diviser, et au partitionnement de ce segment. La différence entre les méthodes divisées, développées jusqu'à présent dans la littérature, figure dans les critères qu'elles utilisent pour choisir le segment à diviser ainsi dans la manière dont elles divisent le segment. Le choix de tels critères dépend généralement de la nature des variables caractérisant les individus à classer. [31]

➤ **Algorithme CDH:**

On procède selon les étapes suivantes: [26]

Soit I l'ensemble des objets

1. Calculer les distances des éléments de I deux à deux et trier les valeurs par ordre décroissant.
2. Evaluer la distance $\max d(i_1, i_0)$ ou chaque élément de I est associé à un cluster C_0 représenté par i_0 ou C_1 représenté par i_1
3. On considère le cluster C_i qui possède la distance maximale et on divise C_i en C_i^a et C_i^b puis on attribuant chaque élément de C_i à C_i^a ou C_i^b .
4. Recalculer les distances par ordre décroissant on s'arrête dès que le nombre des clusters égal la cardinalité de I .

➤ **Les Avantages et les Inconvénients de CDH [12]**

Avantage :

-L'algorithme de classification descendante hiérarchique ne nécessite pas l'utilisation d'un seuil arbitraire pour la formation des classes qui peut éventuellement mener la recherche d'une partition dans une direction non réaliste.

-Si l'algorithme d'échange ne privilégie que les aspects locaux, il est initialisé avec une partition liée par des relations de filiations avec les partitions précédemment obtenues. Cela donne à l'algorithme un certain aspect global.

Inconvénients :

-Les résultats sont en général grossiers, les niveaux des nœuds de la hiérarchie ne sont plus définis que par l'ordre dans lequel ils apparaissent.

1.4.2. Méthodes Non Hiérarchiques "Classification par partition (CPP)"

Les algorithmes de partitionnement construisent une partition de l'ensemble des individus en k classes.

La notion d'une partition consiste que chaque classe doit contenir au moins un individu, et que chaque individu doit appartenir à une classe unique.

les étapes générales des algorithmes sont : [21].

- Donner le nombre k de classes requises.
- Générer une partition initiale,
- Chercher à l'améliorer en réattribuant les individus d'une classe à l'autre.

Donc ces algorithmes recherchent des maximums locaux. Parmi ces méthodes, nous retrouvons:

1. Méthode de k-means

Cette méthode est encore appelée algorithme des centres mobile [30]. Cet algorithme a été proposé par J. B. MacQueen (1967). L'objectif de la méthode est de construire les k meilleurs centres de groupes de l'ensemble de données d'apprentissage. [18].

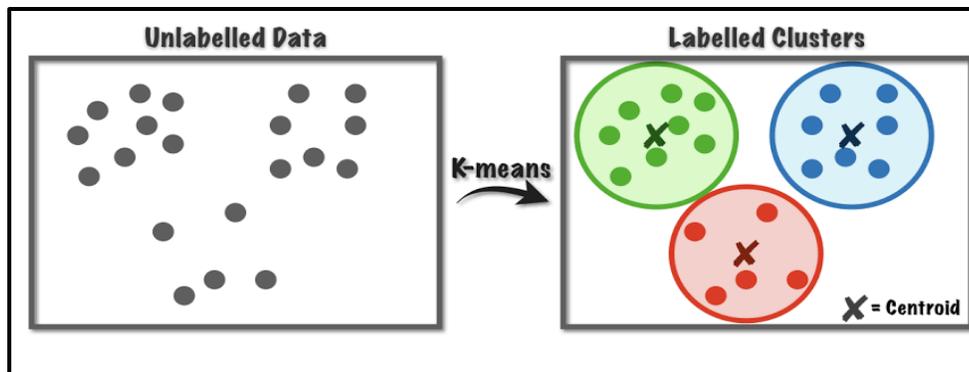


Figure II.5: la méthode k-means

➤ Principe:

On suppose qu'il existe K classes distinctes. On commence par désigner K centres de classes μ_1, \dots, μ_K parmi les individus. Ces centres peuvent être soit choisis par l'utilisateur pour leur "représentativité", soit désignés aléatoirement. On réalise ensuite itérativement les deux étapes suivantes :

- Pour chaque individu qui n'est pas un centre de classe, on regarde quel est le centre de classe le plus proche. On définit ainsi K classes C_1, \dots, C_K , où $C_i = \{\text{ensemble des points les plus proches du centre } \mu_i\}$.
- Dans chaque nouvelle classe C_i , on définit le nouveau centre de classe μ_i comme étant le barycentre des points de C_i .

L'algorithme s'arrête suivant un critère d'arrêt fixé par l'utilisateur qui peut être choisi parmi les suivants : soit le nombre limite d'itérations est atteint, soit l'algorithme a convergé, c'est-à-dire qu'entre deux itérations les classes formées restent les mêmes, soit l'algorithme a "presque" convergé, c'est à dire que l'inertie intra-classe ne s'améliore quasiment plus entre deux itérations. [31].

➤ **Algorithme k-means** : [26].

1. Choisir au hasard les centres de k clusters.
2. Attribuer chaque donnée au centre le plus proche.
3. Recalculer les positions des nouveaux centroïdes.
4. Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à convergence, c'est-à-dire jusqu'à ce que les centroïdes ne bougent plus.

➤ **Avantage et Inconvénient de k-means**: [09].

Avantage :

- Bonne résistance aux données erronées.
- Flexibilité avec tout type de distance.

Inconvénient :

- Nécessité de spécifier le nombre de clusters k,
- Complexité à chaque itération,
- Convergence vers un minimal local,
- Algorithme fortement sensible au bruit.

2. Méthode de k-médoïdes

L'algorithme des K-Médoïdes est un algorithme de partitionnement qui se base essentiellement sur la notion de médoïdes pour créer des clusters. Les médoïdes sont des éléments d'un ensemble qui minimise la somme entre eux et chacun des autres éléments du cluster. Le médoïde d'un cluster est donc le point du cluster le plus proche de tous les autres. [32].

Pour améliorer la qualité de clustering de L'algorithme k- Médoïdes, de nombreuses variantes s'y sont succédées, entre autres les algorithmes PAM, CLARA et CLARANS. [33].

-PAM (Partitioning Around Medoïdes)

-CLARA (Clustering LARge Applications)

-CLARANS (Clustering Large Applications based upon RANdomized Search)

Nous présentons ici l'algorithme PAM :

➤ **PAM (*Partitioning Around Medoïdes*):**

a été développé par Kaufman et Rousseeuw. L'idée de cet algorithme consiste à commencer avec un ensemble de k médoïdes puis échanger le rôle entre un objet médoïde et un non-médoïde si cela permet de réduire la distance globale, ce qui revient à minimiser la fonction objectif. [33].

Algorithme PAM: [34].

1. Choisir aléatoirement k objets (médoïdes) qui forment les K clusters initiaux;
2. Affecter les $N-k$ objets aux k clusters. Pour chaque objet x , le médoïde qui lui est assigné est celui qui lui est le plus proche, selon une mesure de distance;
3. Une fois tous les objets affectés
 - Choisir aléatoirement un non-médoïde M_R ;
 - Pour chaque médoïde M_j
 - Calculer le coût du remplacement C_R de M_j par M_R ;
 - Si $C_R < 0$ Alors
 - Remplacer M_j par M_R ;
 - Réaffecter tous les objets qui n'ont pas été sélectionnés aux k clusters;
4. Répéter l'étape 3 jusqu'à stabilisation des clusters;

Avantages et Inconvénients de k-medoïdes: [12].

Avantages

- Bonne résistance aux données erronées,
- Flexibles avec tout type de distance,

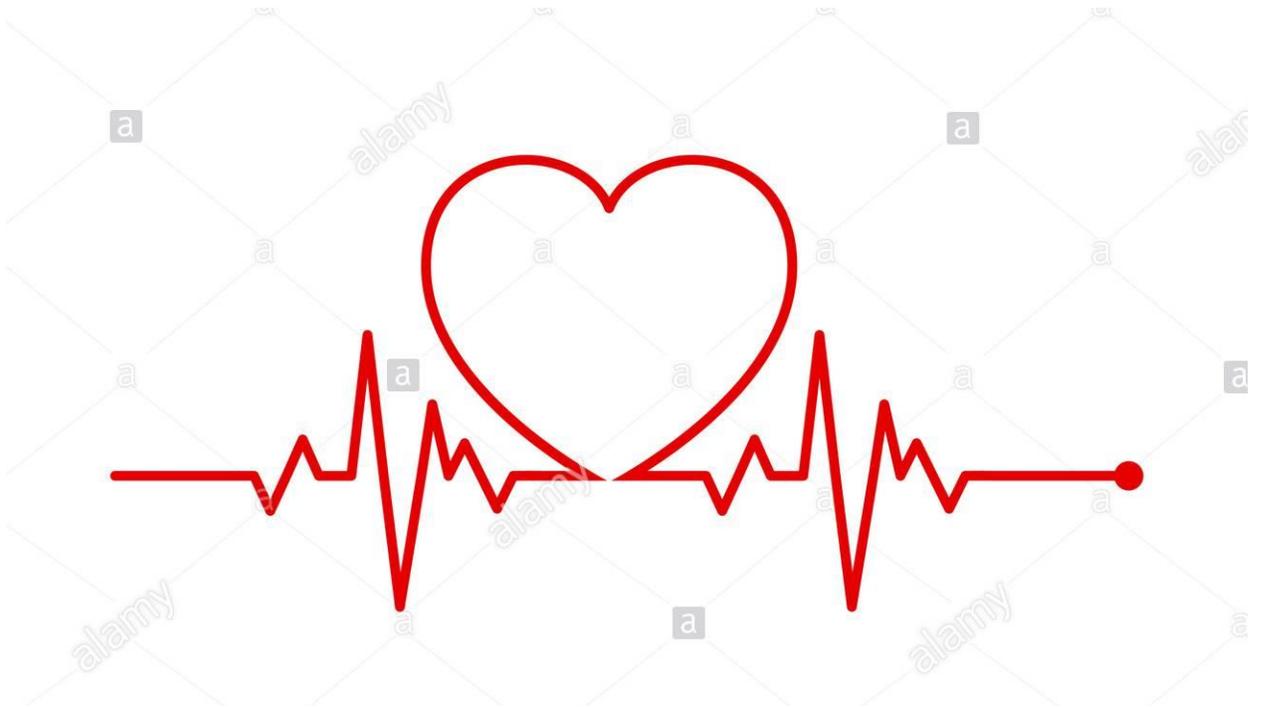
Inconvénients

- Nécessité de spécifier le nombre de clusters k ,
- Complexité de chaque itération est en $O(k(n - k)^2)$

Conclusion :

Comme mentionné dans ce chapitre, il y a deux types de méthodes de classification : supervisée et non supervisée. Elles sont été largement appliquées dans plusieurs domaines, y a compris les problèmes médicales.

Chaque méthode de classification soit supervisée au non supervisée a des avantages et des inconvénients



Chapitre III: Algorithme SVM, Résultats & Discussions

Introduction

Le SVM est une méthode de classification qui montre de bonnes performances dans la résolution de problèmes variés. Cette méthode a montré son efficacité dans de nombreux domaines d'applications tels que le traitement d'image, la catégorisation de textes ou le diagnostics médicales et ce même sur des ensembles de données de très grandes dimensions.[03]

Le travail dans ce mémoire est consacré sur la classification du signal ECG par la méthode SVM. Les données ont été prises de la base de données MIT –BIH des arythmies cardiaques.

III.1.Principe de la technique SVM

Cette technique est une méthode de classification à deux classes qui cherche à séparer les données et aussi maximiser les distances entre les deux classes par un classificateur linéaire dit « hyperplan ».

Une multitude d'hyperplans valides peuvent exister. Mais on ne considère que l'hyperplan optimal qui maximise la distance entre la frontière de séparation et les échelons les plus proches dites « vecteurs supports », cette distance est appelée « marge » entre l'hyperplan et les exemples d'apprentissages. [35]

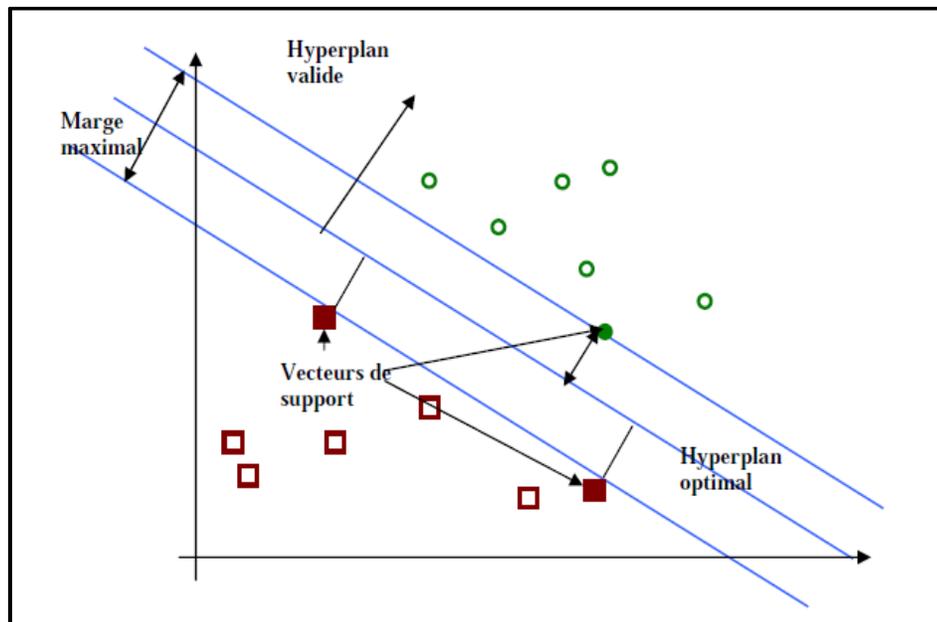


Figure III.1: Principe de la machine à vecteur support (SVM)

III.2.Linéarité et non-linéarité

Parmi les modèles des SVM, on constate les cas linéairement séparable et les cas non linéairement séparable. Les premiers sont les plus simples de SVM car ils permettent de trouver facilement le classificateur linéaire. Dans la plupart des problèmes réels il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données, le classificateur de marge maximale ne peut pas être utilisé car il fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables [03] .

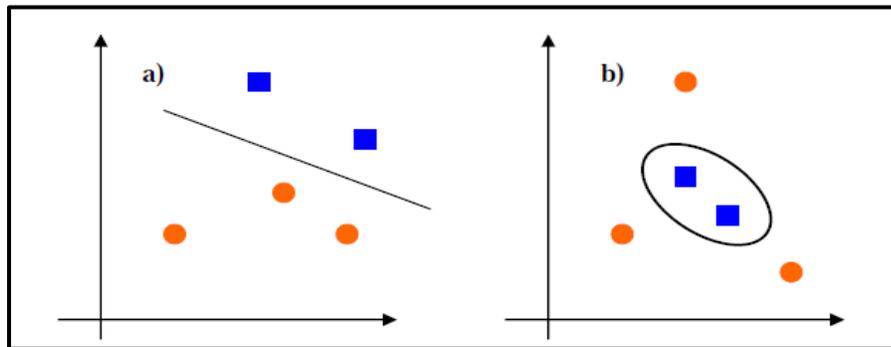


Figure III.2: linéarité et non linéarité

2.1.SVM linéaire

Dans un problème linéairement séparable les SVM trouvent facilement (classificateur linéaire) qui maximise la marge. [13]

➤ **Algorithme:**[21]

- Données : $\{(x_i, y_i)\} i= 1.....n$
- $x \in R^d$ (x est un vecteur dans un espace de dimension d)
 ⇒ Vecteur de descripteurs
- $y \in \{-1, +1\} \Rightarrow$ étiquette de la classe
- Trouver une frontière linéaire : $wx + b$ (équation de l'hyperplan) telle que la règle de classification associée donne une probabilité d'erreur minimale
- Règle de classification (décision) :
 $y = \text{signe}(wx + b)$ qui signifie :
 Si $wx + b > 0$ alors $y = +1$
 Si non si $wx + b < 0$ alors $y = -1$

2.1.1.Cas des données séparables: SVM à marge dure

Si un tel hyperplan existe, c'est-à-dire si les données sont linéairement séparables, on parle d'une machine à vecteur support à marge dure (Hard margin). [36]

L'hyperplan séparateur est représenté par l'équation (III.1) suivante :

$$H(x) = w^T x + b \dots\dots\dots \text{III.1}$$

Où w est un vecteur de m dimensions et b est un terme. La fonction de décision, pour un exemple x , peut être exprimée comme suit :

$$\begin{cases} \text{Classe} = 1 & \text{si} & H(x) > 0 \\ \text{Classe} = -1 & \text{si} & H(x) < 0 \end{cases} \dots\dots\dots \text{III.2}$$

Puisque les deux classes sont linéairement séparables, il n'existe aucun exemple qui se situe sur l'hyperplan, c-à-d qui satisfait $H(x) = 0$. Il convient alors d'utiliser la fonction de décisions suivante :

$$\begin{cases} \text{Classe} = 1 & \text{si} & H(x) > 1 \\ \text{Classe} = -1 & \text{si} & H(x) < -1 \end{cases} \dots\dots\dots \text{III.3}$$

Les valeurs +1 et -1 à droite des inégalités peuvent être des constantes quelconques +a et -a, mais en divisant les deux parties des inégalités par a, on trouve les inégalités précédentes qui sont équivalentes à l'équation (III.4) :

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 \quad , \quad i= 1 \dots n \dots\dots\dots \text{III.4}$$

L'hyperplan $w^T x + b = 0$ représente un hyperplan séparateur des deux classes, et la distance entre cet hyperplan et l'exemple le plus proche s'appelle la marge (figure III.1). La région qui se trouve entre les deux hyperplans $w^T x + b = -1$ et $w^T x + b = +1$ est appelée la région de généralisation de la machine d'apprentissage. Plus cette région est importante, plus est la capacité de généralisation de la machine. [36]

Dans le cas simple linéairement séparable il existe de nombreux hyperplans séparateurs. Selon la théorie de Vapnik, l'hyperplan optimal est celui qui maximise la marge. Cette dernière étant définie comme la distance entre un hyperplan et les points échantillons les plus proches. Ces points particuliers sont les vecteurs supports. La distance entre un point x quelconque et l'hyperplan est donnée par l'équation (III.5). [13]

$$d(x) = \frac{w \cdot x + b}{\|w\|} \dots\dots\dots \text{III.5}$$

Donc maximiser la marge va revenir à minimiser $\|w\|$.

Forme primale

Les paramètres w et b étant définis à un coefficient multiplicatif près, on choisit de les normaliser pour que les échantillons les plus proches (x_s) vérifient l'égalité suivante : [13]

$$y_s(w \cdot x_s + b) = 1$$

Donc quelque soit l'échantillon x_i on obtient :

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \dots\dots\dots \text{III.6}$$

La distance entre l'hyperplan et un point support est donc définie par $\frac{1}{\|w\|}$. La marge géométrique entre deux classes est égale à $\frac{2}{\|w\|}$. La forme primale (qui dépend seulement de w et b) des SVM est donc un problème de minimisation sous contrainte qui s'écrit :

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \forall (x_i, y_i) \in A_p, y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \end{cases} \dots\dots\dots \text{III.7}$$

Forme duale :

La formulation primale peut être transformée en formulation duale en utilisant les multiplicateurs de Lagrange. L'équation (III.8) s'écrit alors sous la forme suivante : [37]

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (y_i(\langle w, x_i \rangle + b) - 1) \dots\dots\dots \text{III.8}$$

2.1.2.SVM à marge souple

En réalité, un hyperplan séparateur n'existe pas toujours, et même s'il existe, il ne représente pas généralement la meilleure solution pour la classification. En plus une erreur d'étiquetage dans les données d'entraînement (un exemple étiqueté +1 au lieu de -1 par exemple) affectera crucialement l'hyperplan. [36]

Dans le cas où les données ne sont pas linéairement séparables, ou contiennent du bruit (outliers : données mal étiquetées) les contraintes de l'équation (III.4) ne peuvent être vérifiées, et il y a nécessité de les relaxer un peu. Ceci peut être fait en admettant une certaine erreur de classification des données (figure III.3) ce qui est appelé "SVM à marge souple (Soft Margin)".

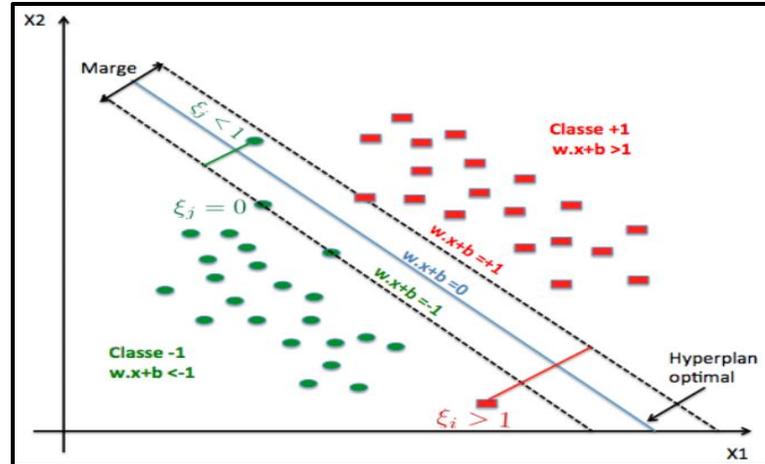


Figure III.3: Marge souple et slack variable ξ .

Le principe de la marge souple est d'autoriser des erreurs de classification. Le nouveau problème de séparation optimale est reformulé comme suit : [38]

$$MIN_{w,b,\xi} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=0}^l \xi_i, C \geq 0 \dots \dots \dots (III.9)$$

Sous contraintes

$$y_i(\langle w, x \rangle + b) \geq +1 - \xi_i$$

$$\xi_i \geq 0 \text{ pour } i = 0, \dots \dots \dots l$$

Un terme de pénalité est introduit dans la formule (III.9), Le paramètre C est défini par l'utilisateur. Il peut être interprété comme une tolérance au bruit de classificateur.

2.2.SVM Non linéaire:

Quand les données sont non linéairement séparables.

➤ **Algorithme :** [21]

- Fonctions noyau pour Transformer un problème non linéaire en un problème linéaire.
- Utilise algorithmes linéaires pour résoudre un problème linéaire dans le nouvel espace.

Principe :

Il s'agit de doter les SVM d'un mécanisme permettant de produire des surfaces de décision non-planes. L'idée est de transformer les données de l'espace de départ R^d dans un espace de Hilbert 'H' de dimension supérieure (possiblement infinie) dans lequel les données transformées deviennent linéairement séparables. Ainsi, en exploitant une application.

$\Phi: R^d \rightarrow H$, l'algorithme SVM linéaire appliqué aux données $\Phi(x_i)$ dans l'espace H produit des surfaces de décision non-planes dans l'espace R^d . La figure (III.10) illustre un exemple de plongement de R^2 dans R^3 en utilisant la fonction Φ telle que : $\Phi(x_1, x_2) = (x_1^2, x_2^2, \sqrt{2x_1x_2})$. [25]

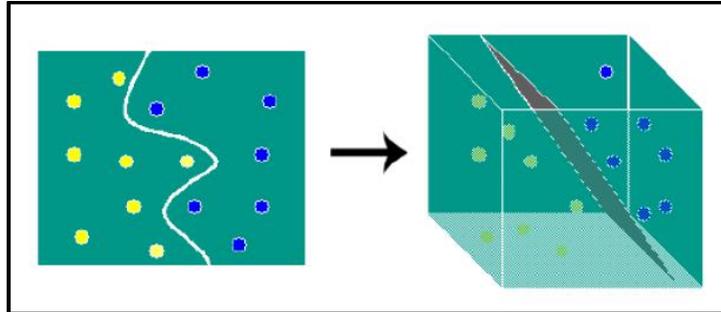


Figure III.4: Changement de dimension de l'espace des données pour le cas non linéaire.

L'espace H ainsi obtenu est appelé espace des caractéristiques ou aussi espace transformé. Le principe revient donc à résoudre le problème (III.8) et (III.9) dans l'espace H, en remplaçant $\langle x_i \cdot x_j \rangle$ par $\langle \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) \rangle$. L'hyperplan séparateur obtenu dans l'espace H est appelé hyperplan optimal généralisé. Les nouveaux algorithmes obtenus peuvent s'écrire comme suit : [25]

1.Cas linéairement séparable :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{maximiser } w(\alpha) = \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j \langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle \\ \text{tel que: } \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ \alpha_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, n \end{array} \right. \dots \dots \dots \text{III.10}$$

2.Cas non séparable :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{maximiser } w(\alpha) = \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j \langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle \\ \text{tel que: } \sum_{i=1}^n y_i (w \cdot \Phi(x_i) + b) \geq 0, \quad i = 1, \dots, n \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \quad i = 1, \dots, n \end{array} \right. \dots \dots \dots \text{III.11}$$

3.Principe du noyau

Le cas linéairement séparable est peu intéressant, car les problèmes de classification sont souvent non linéaires. Pour le résoudre ce problème il suffit de projeter les données dans un espace de dimension supérieur appelé espace de re-description noté H. L'idée étant qu'en augmentant la dimensionnalité du problème on se retrouve dans le cas linéaire vu précédemment. Nous allons donc appliquer une transformation non linéaire $\Phi(\cdot)$ aux vecteurs d'entrée x_i tel que $x_i \in R^d$ et $\Phi(x_i) \in R^e, (e > d)$. Ce changement va conduire à passer d'un produit scalaire dans l'espace d'origine x_i, x_j à un produit scalaire $\Phi(x_i), \Phi(x_j)$ dans l'espace de re-description (voir la figure III.4). [13]

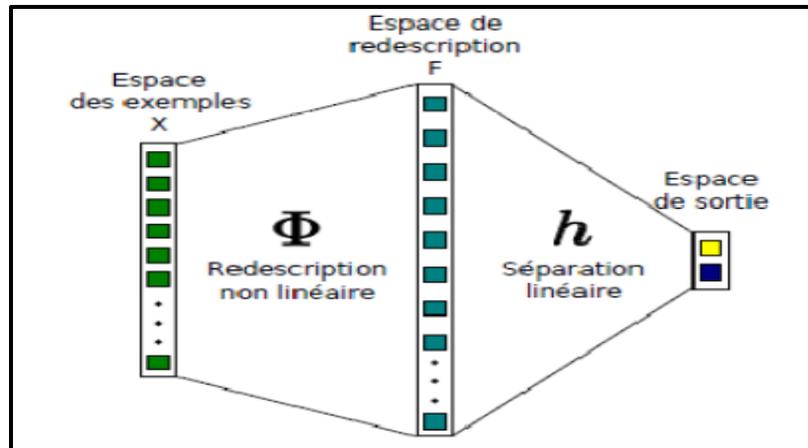


Figure III.5: Transformation linéaire des données en une séparation linéaire dans un nouvel espace.

III.3. Avantages et Inconvénients de la méthode SVM [21]

Avantages:

- ✓ Les méthodes SVM possèdent des bases mathématiques solides.
- ✓ Les exemples de test sont comparés juste avec les supports vecteur et non pas avec tous les exemples de regroupement.
- ✓ Décision rapide : La classification d'un nouvel exemple consiste à voir le signe de $wx + b$

Inconvénients :

- ✓ Classification binaire d'où la nécessité d'utiliser l'approche un-contre-un.
- ✓ Grande quantité d'exemples en entrées implique un calcul matriciel important.
- ✓ Temps de calcul élevé lors d'une régularisation des paramètres de la fonction noyau.

III.4. La Base de données MIT-BIH:

Cette base de données comprend 58 enregistrements ECG à long terme de sujets référés au laboratoire d'arythmie de l'hôpital Beth Israel de Boston (maintenant le Beth Israel Deaconess Médical Center) extraits d'une 10 secondes de 360 Hz ,44 enregistrements comme des arythmies cardiaques et 14 enregistrements comme des rythmes normaux.[39]

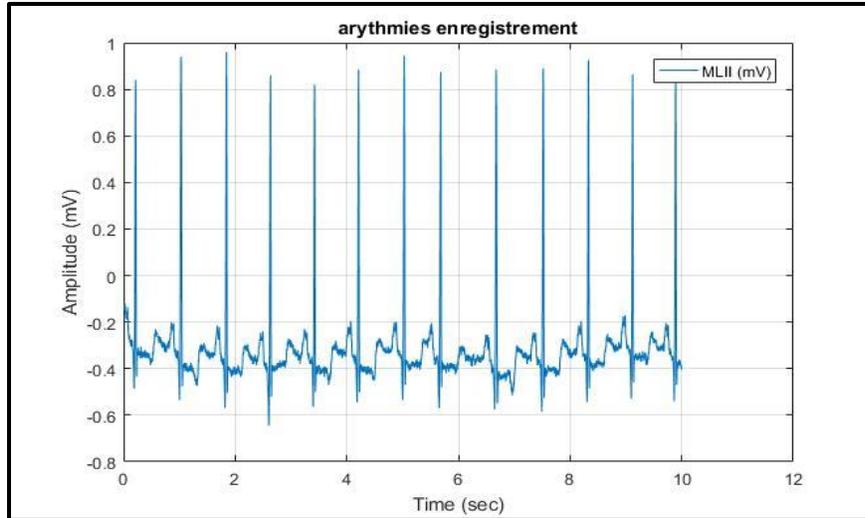


Figure III.6: ECG anormal (ECG 100 de la base de données MIT-BIH des arythmies cardiaques)

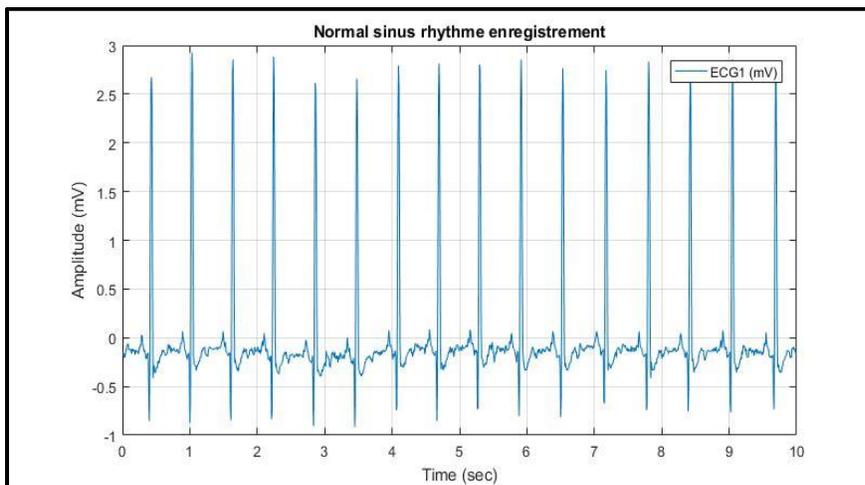


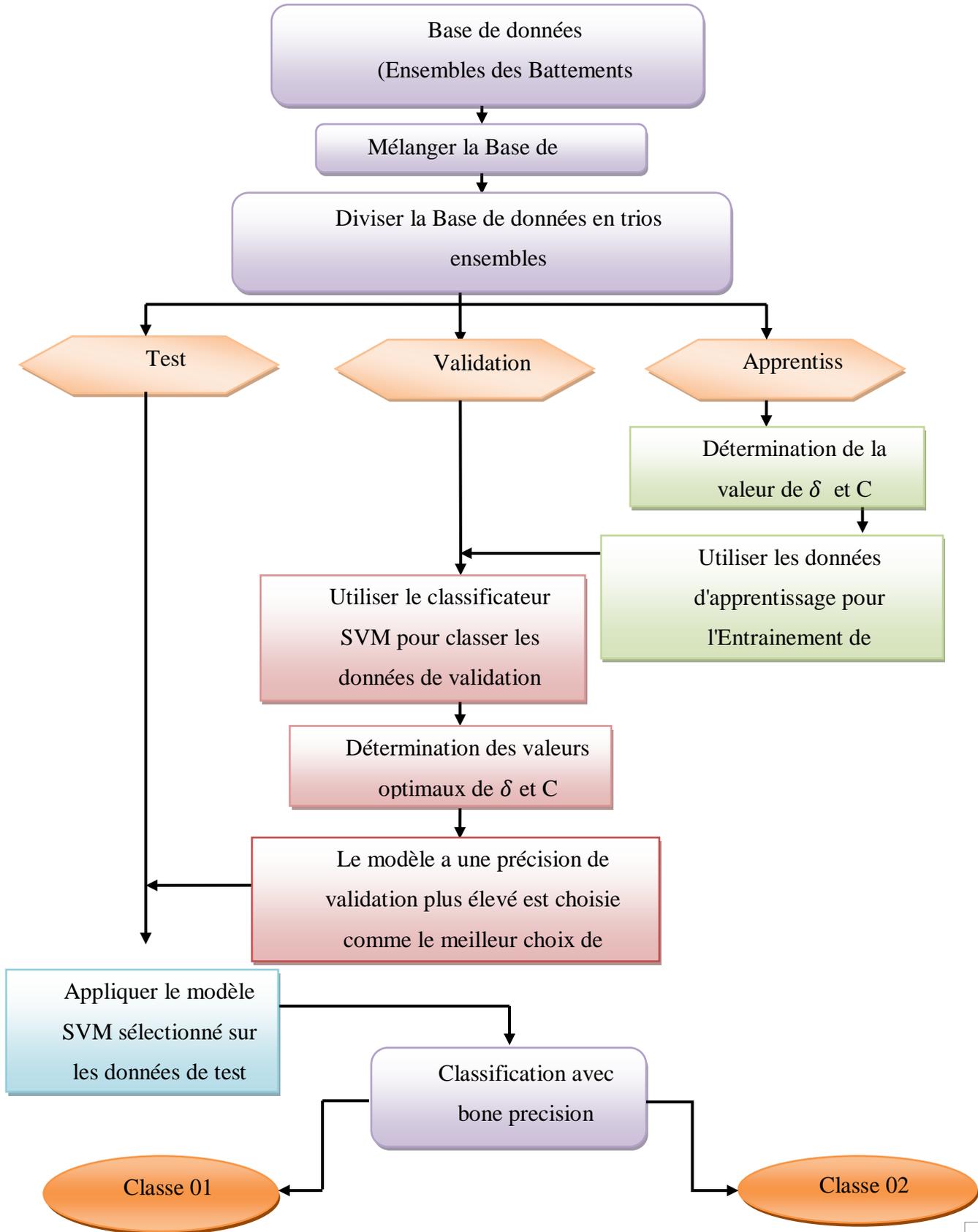
Figure III.7: ECG normal (ECG 16265 de la base de données MIT-BIH des Normal sinus rythme)

III.5.Choix des paramètres:

Un des grands problèmes rencontrés lors de la classification par les SVM est le choix des valeurs des paramètres du noyau permettant une bonne classification, un autre problème est lié au choix de la valeur de la constante de régularisation C.[40]

Le paramètre du noyau δ et le paramètre de régularisation C sont les deux paramètres majeurs du RBF appliqué dans SVM-RBF qui doivent être réglés de manière appropriée afin d'améliorer l'apprentissage SVM. [41]

III.6.L'organigramme de la méthode SVM:



III.7. Résultats et discussions

Le tableau ci-dessous présente la précision de test ainsi que la précision de la classe 01 et la classe 02 en fonction du changement des valeurs optimales de **C** et δ lorsque:

δ : "Sigma" est la largeur de la gaussienne du kernel radial basic function

C: paramètre de régularisation de l'erreur

	Précision de validation %	Précision de test %	Précision de Classe 01 %	Précision de Classe 02 %	Le temps écoulé (secondes)
C_{opt} = 1 Sigma_{opt}=0.1	100%	100%	100%	100%	2.094 s
C _{opt} = 0.5 Sigma _{opt} =0.1	100%	82.3529 %	100%	25%	1.219 s
C _{opt} = 1 Sigma _{opt} = 1	100%	94.1176 %	100%	75%	1.254 s
C_{opt} = 1.5 Sigma_{opt}=0.1	100%	100%	100%	100%	1.301 s
C_{opt} = 2.5 Sigma_{opt}=2.5	100%	100%	100%	100%	1.285 s
C _{opt} = 1 Sigma _{opt} =0.5	100%	88.2353 %	100%	50%	1.248 s
C_{opt} = 1.5 Sigma_{opt} = 1	100%	100%	100%	100%	1.247 s
C_{opt} = 1.5 Sigma_{opt}=1.5	100%	100%	100%	100%	1.294 s

C_opt = 2.5 Sigma_opt=1.5	100%	100%	100%	100%	1.281 s
C_opt = 0.5 Sigma_opt = 1	100%	76.4706 %	100%	0%	1.324 s
C_opt = 1.5 Sigma_opt=0.5	100%	100%	100%	100%	1.225 s
C_opt = 15 Sigma_opt=0.1	100%	94.1176 %	100%	75%	1.292 s

Tableau 01: Résultats de simulation

D'après les résultats dans le tableau on remarque qu'il y a différentes valeurs optimales de δ et C où la précision de test atteint 100%.

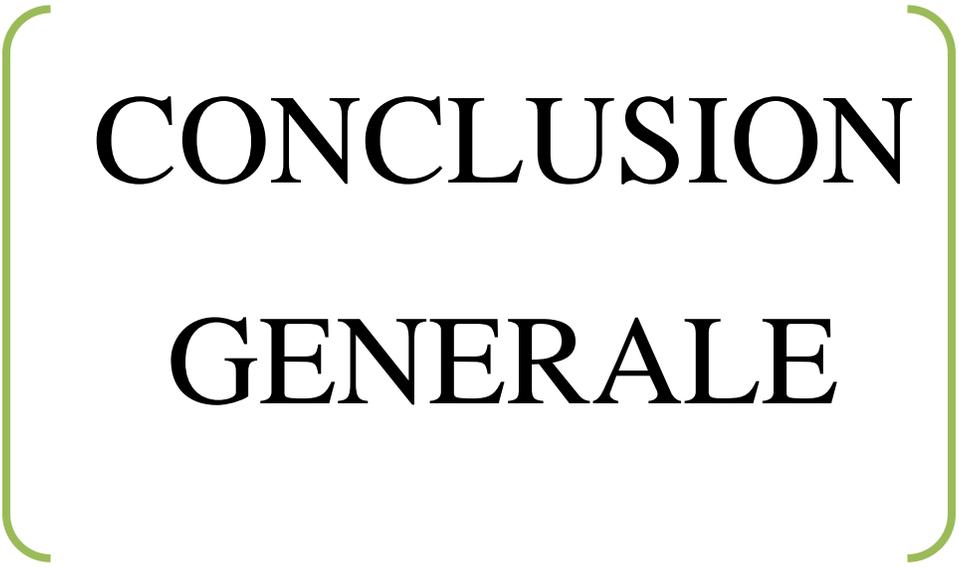
La précision de la classification des données est obtenir en fonction du paramètre du noyau et de la constante de régularisation C. le noyau utilisé est une fonction à base radiale (RBF). les valeurs optimales de la largeur δ et de C présente, Donc, le meilleur modèle, que nous avons utilisé pour prédire les sorties des observations de la base de test.

Les résultats montrent aussi que le noyau RBF donne la meilleure performance, cela est favorisé par un bon choix de la largeur δ par la méthode de validation croisée, car ce paramètre détermine le rayon de l'hypersphère qui enferme les données dans l'espace multidimensionnel ; si la valeur de δ est trop petite, l'espace enfermé est aussi trop petit, donc on risque de perdre une partie significative des données, aussi une grande valeur peut causer un chevauchement entre les classes.

Conclusion

Dans ce chapitre on a présenté la méthode de classification SVM utilisée lors de ce travail pour classifier les signaux ECG. Aussi les résultats montrent que la méthode SVM est une méthode fiable car elle donne des résultats avec bonne précision et dans un court temps.

Le bon choix du noyau (*kernel*), et de ses paramètres, est un issu major pour avoir une bonne classification des données.



**CONCLUSION
GENERALE**

Conclusion Générale

Nous pouvons totalement nous fier à l'algorithme SVM pour prendre des décisions liées à l'ECG car il a prouvé ses performances pour identifier s'il est normal ou anormal à partir les paramètres caractérisant chaque signal ECG d'une manière précis.

Les SVMs représentent une méthode d'apprentissage statistique caractérisée par un background théorique solide qui les place aux premiers rangs des outils d'analyse en datamining, et comme nous savons que le datamining est en pleine évolution, connaît encore des difficultés pour la manipulation des bases de données dans ses différents niveaux d'analyse. D'une part, la grande quantité de données enregistrées dans ces bases de données est devenue insupportables par la plupart des algorithmes d'analyse, et d'autre part, les données symboliques enregistrées dans ces bases de données posent des difficultés pour beaucoup de ces algorithmes. Et donc par l'algorithme SVM qui a prouvé sa capacité nous aurons une bonne classification de signal ECG avec une erreur minimal égale à 0 et une précision de 100% .

Et à travers notre chemin pour accomplir cet humble travail sur les techniques de classification d'un signal ECG , nous avons constaté que beaucoup de progrès ont été réalisés dans le domaine des systèmes d'aide aux diagnostics pour la détection des arythmies cardiaques, cependant chaque technique a ses inconvénients et en l'absence d'une solution globale qui permet de palier à toutes les insuffisances liées à ces systèmes et techniques, ce domaine reste toujours sujet à des recherches.

REFERENCES

REFERENCES

- [01] : H.Majdoulayne , «Extraction de caractéristiques de texture pour la classification d’images satellites » Thèse de Doctorat , Université Toulouse III – Paul Sabatier , 02 / 11 / 2009.
- [02] : I.HAMZA CHERIF., « Classification des tracés TocoGraphiques (CTG) d'un foetus à l'aide de classifieurs multiples », Mémoire de Master, Université Abou bakrebelkaid de Tlemcen, 29-sep-2011.
- [03]:M.ZAIZ Faouzi, «les supports vecteurs Machines (SVM) pour la reconnaissance des caractères manuscrits arabes», Mémoire de Magister, Université Mohamed KHIDER-BISKRA,15/07/2010.
- [04] : A.BENCHENIEF, S.SBAA et A.TALEB-AHMED, «Deux approches de normalisation des entrées pour la reconnaissance de mots isolés» Courrier du Savoir, LAMIH UMR CNRS-UVHC, Valenciennes- France, Mars 2014.
- [05] : Med L.MESSIOUD, «Classification des signaux ECG en utilisant les réseaux de neurones » Mémoire de Master, Université 08 Mai 1945 – Guelma, Juillet 2019.
- [06] : F.AZIOUAZ, «ANATOMIE DU CŒUR : TOPOGRAPHIE ET DISSECTION»,Doctorat en médecin , UNIVERSITE SIDI MOHAMMED BEN ABDELLAH, 13/03/2013.
- [07]: M.TALBI, «Analyse et traitement du signal Electro cardiographique(ECG)» , Doctorat en sciences, Université MENTOURI de CONSTANTINE, 2011.
- [08]: M.ABDELFATTAH.« Réalisation d'un dispositif portable pour l'analyse de signaux ECG » , Mémoire de Master , Université A.MIRA de BEJAIA , 2017-2018.
- [09]: H. DEGHMOUS, «Méthodes supervisées et non supervisées en classification des signaux ECG», Mémoire de Master, Université A.MIRA de BEJAIA, 2016.
- [10]: B.TRIQUE. «Classification des arythmies cardiaques par la carte TSOM (Temporal Self Organizing Map)» , Doctorat en sciences , Université M.BOUDIAF de ORAN , 2017-2018.
- [11]: CH.NAIT-HAMOUD. , «Segmentation et classification du signal ECG par les SVM Flous Multi-classes» , Mémoire de Magistère , Université CHikh Larbi TBESSI de TEBESSA , 2010.

- [12]: M. Boubou, « Contribution aux méthodes de classification non supervisée via des approches prétopologiques et d'agrégation d'opinions » Mathématiques [math], Université Claude Bernard - Lyon I, 2007. Français.
- [13]: M. EL MAMOUN, « Sélection expérimentale de modèles SVM multi-classes application à la reconnaissance des caractères arabes », Mémoire de Master, Université Med BOUDIAF- ORAN, 11/10/2012.
- [14]: Z. ELKHATTABI, « Introduction à la classification », 04/12/2015.
- [15]: REGUIEG Samia ; ZEGHABA Achouak, « Étude comparative de quelques outils de classification sur des données médicales », MEMOIRE de MASTER Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen, 12 septembre 2017.
- [16]: M. KOUDRI, « Modèle de mélange gaussien : application sur les images cytologique », Mémoire de Master, Université Abou bakr belkaid- Telemcen, 2011.
- [17]: F. BARIGOU, « Contribution à la catégorisation de textes et à l'extraction d'information », Doctorat en science, Université d'ORAN, 2012/2013.
- [18]: H. DJADEL, « Utilisation des méthodes Support Vecteur Machine (SVM) dans l'analyse des bases de données », Mémoire de Magister, Université Abderrahmane Mira de Bejaïa, 2005-2006.
- [19]: BOUDLAL Khadidja, « REALISATION D'UNE APPLICATION POUR LA DETECTION DE TYPE DE LA MASSE MAMMAIRE », Mémoire de Mastère, Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen, 25 Mai 2016.
- [20]: J. ATIF, « Apprentissage Artificiel et fouille de données, Arbres de décision », Université Paris- Dauphine, 2015/2016.
- [21]: S. KOUCHKHIA, « Nouvelle méthode de mesure de la qualité de compression des images basée sur une classification hiérarchique », Mémoire de Master, Université Larbi Ben M'hidi Oum El Boughi, 2012-2013.
- [22]: A. HAMOUDA, « Extraction des caractéristiques pour la classification des images médicales par la DCT », Mémoire de Master, Université 08 Mai 1945 - GUELMA, 06/2019.
- [23]: L. ZAOUÏ, « Contribution à la prévision de la sécheresse par le modèle du réseau de neurones autorégressif » Mémoire de Master, ECOLE NATIONALE SUPERIEURE D'HYDRAULIQUE - ARBAOUI Abdellah, 2016-2017.

- [25] : K.MAHDJANE, «Détection d'anomalies sur des données biologiques par SVM » ,
Mémoire de Magister , Université MOULOUD MAMRI de TIZI-OUZOU.14/10/2012.
- [26]: M.KHALDI, «Identification des services web en utilisant des techniques à base de l'IA»,
Mémoire de Master, Université de 8 mai 45- Guelma, juillet 2019.
- [27]: M.MBAO, «distance sémantique et carte conceptuelles», Mémoire de Master, Université
MONTPELLIER II, 31Aout 2007.
- [28]:Lynda SELLAMI, «Approche Data Mining pour la Détection d’Intrusions», Mémoire de
Magistère, Université Abderrahmane Mira de Bejaia,
- [29]: H.ELGHAZEL, «Classification et prévision des données hétérogènes: Application aux
trajectoires et séjours hospitaliers», Doctorat en informatique, Université Claude Bernard
Lyon 1, 17 décembre 2007 .
- [30]: L.LAOUMER, «Approche Exploratoire sur la classification Appliquée aux images»,
Mémoire présenté à l'Université du QUEBEC à trois- rivières, Avril 2006.
- [31]: E.LEBARBIER et T.MARY-HUARD, «classification non supervisée», Agro Paris Tech.
- [32]: D.Gautier et S.Clément, «Les moutons noirs: Etude de l'atypisme», Université de
LORRAINE, 2016-2017.
- [33]: N.KATEB, «Une approche multiagents pour le Data Mining», Mémoire de Master,
Université Larbi Ben M'hidi Oum El-Bouaghi, 29/06/2011 .
- [34]: A.KELAIAIA «Classification non supervisée de textes arabes appliquée à la recherche
documentaire », Mémoire de Magister, Université du 08 mai 45, Guelma,2010.
- [35]:A.SAIDI «Classification et réponse automatique au courrier électronique », Mémoire de
Magister, Université A.MIRA -BEJAIA, 22/02/2015.
- [36]:A.DJEFFAL, «Utilisation des méthodes support vector Machine (SVM) dans l'analyse des
bases de données », thèse de Doctorat, Université Mohamed KHIDER-BISKRA, 2011-
2012.
- [37]: S.Benyalia Née Belaidi , «Application de la classe des méthodes d'apprentissage
statistique SVM (support vector machine) pour la reconnaissance des formes dans les
images», Mémoire de Magister ,Université Abou Baker BELKAID-Tlemcen, 2011-2012.
- [38]:L.MOHAMED SALEM, «Prédiction de la fréquence de d'une antenne microbande avec
une ouverture dans le plan de mase», Mémoire de Master, Université MOHAMED
BOUDIAF-M'SILA, JUIN 2016.

- [39]: MIT-BIH « <https://archive.physionet.org/cgi-bin/atm/ATM> ».
- [40]: R. Ziani, A. Felkaoui et R. Zegadi, «Performances de la classification par les Séparateurs Vaste Marge (SVM): application au diagnostic vibratoire automatisé » , Université Ferhat Abbas-Sétif, 03-04 Novembre 2007 .
- [41]: WU Kuo-Ping and WANG Sheng-De. “Choosing the kernel parameters for support vector machines by the inter-cluster distance in the feature space”. Pattern Recognition, 2009, vol. 42, no 05, p. 710-717.