

جامعة المسيلة  
كلية الرياضيات والإسلام الألي  
مكتبة الكلية  
MASINF-186  
رقم .....

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



N° d'ordre : .....

**UNIVERSITE DE M'SILA**  
**FACULTE DES MATHÉMATIQUES ET DE L'INFORMATIQUE**

Département de STIC

**MEMOIRE de fin d'étude**

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

**Domaine : Mathématiques et Informatique**

**Filière : STIC**

**Spécialité : Technologie de l'information et de la communication**

**Par: REGOUID Meryem**

**SUJET**

**EXTRACTION ET CLASSIFICATION DES  
SIGNAUX ECG**

**Soutenu publiquement le : 17 / 06 /2015 devant le jury composé de :**

**Mr.Guerna**

**Université de M'sila**

**Président**

**Mr.Benouis**

**Université de M'sila**

**Rapporteur**

**Mr.Mokhtari**

**Université de M'sila**

**Examineur**

**Promotion : 2014/2015**

## Table des matières

|  |      |
|--|------|
| <i>Dédicace</i> .....  | I    |
| <i>Remerciements</i> .....   | II   |
| Liste de figures .....   | V    |
| Liste de tableaux .....  | VIII |
| ABREVIATIONS .....   | IX   |
| INTRODUCTION GENERALE.....   | 1    |
| Etat de l'art.....   | 7    |
| CHAPITRE 1 .....   | 10   |
| ETUDE DE SIGNAUX ECG .....   | 10   |
| Introduction.....  | 10   |
| Anatomie du cœur .....   | 10   |
| Activité mécanique cardiaque .....                                     | 12   |
| Comment le sang circule ? .....  | 13   |
| La conduction électrique du cœur .....                                 | 14   |
| La fréquence cardiaque .....   | 17   |
| Principe de l'électrocardiogramme (ECG).....                           | 17   |
| Les dérivations .....  | 19   |
| Ondes et Intervalles de L'ECG .....                                    | 21   |
| Ondes PQRST et activité mécanique .....                                | 23   |
| Troubles du rythme et de la conduction cardiaque.....                  | 24   |
| Rythme sinusal .....   | 24   |
| Blocs cardiaques.....  | 24   |
| Les arythmies cardiaques .....   | 25   |
| Extrasystoles supra-ventriculaires .....                               | 26   |
| Contraction ventriculaire prématurée (extrasystole ventriculaire)..... | 26   |
| La tachycardie supra-ventriculaire .....                               | 26   |
| La fibrillation auriculaire .....                                      | 27   |
| La tachycardie ventriculaire .....                                     | 27   |
| Fibrillation ventriculaire.....  | 28   |
| Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme .....                     | 28   |
| Bruits techniques .....  | 29   |
| .....  | 30   |

|   |    |
|---|----|
| ○ Artefacts physiques .....   | 30 |
| ○ Bruit myoélectrique ou tremblement somatique .....                          | 31 |
| Conclusion.....   | 32 |
| CHAPITRE 2 .....  | 33 |
| RESEAUX DE NEURONES.....  | 33 |
| Introduction.....   | 33 |
| Neurone biologique.....   | 34 |
| Neurone artificiel (formel).....  | 35 |
| Les étapes de la conception d'un réseau de neurones.....                      | 36 |
| ○ Choix et préparation des échantillons .....                                 | 36 |
| ○ Elaboration de la structure du réseau .....                                 | 36 |
| ○ Apprentissage.....  | 36 |
| Validation et Tests.....  | 37 |
| Architecture des réseaux de neurones .....                                    | 37 |
| Les réseaux de neurones non bouclés (en Anglais feedforward).....             | 37 |
| Les réseaux de neurones bouclés (récurrents).....                             | 38 |
| Les types d'apprentissage des réseaux de neurones.....                        | 38 |
| ○ L'apprentissage supervisé .....   | 38 |
| ○ L'apprentissage non supervisé .....   | 39 |
| Les réseaux de neurones les plus utilisés .....                               | 40 |
| Descente du gradient ou la fameuse règle delta .....                          | 41 |
| La descente de gradient.....  | 41 |
| La descente de gradient stochastique .....                                    | 42 |
| La règle delta.....   | 42 |
| Réseaux de neurones multicouches(MLP).....                                    | 43 |
| L'algorithme de rétro-propagation du gradient.....                            | 44 |
| Avantages et inconvénients de retro propagation du gradient de l'erreur ..... | 46 |
| Les différentes applications de RNA .....                                     | 46 |
| Inconvénients des réseaux de neurones.....                                    | 47 |
| Avantages.....  | 48 |
| SVM (Support Vector Machine).....   | 48 |
| SVM principe de fonctionnement général .....                                  | 49 |
| Linéarité et non-linéarité .....  | 49 |
| Conclusion.....   | 51 |

|   |    |
|---|----|
| CHAPITRE 3 .....  | 52 |
| CLASSIFICATION DES SIGNAUX ECG .....  | 52 |
| Introduction .....  | 52 |
| Les outils et les techniques informatiques.....                             | 52 |
| Matlab .....  | 52 |
| Base de données .....   | 52 |
| Interface graphique.....  | 53 |
| La fenêtre d'accueil .....  | 53 |
| La fenêtre principale.....  | 54 |
| Extraction de paramètres .....  | 57 |
| Classification.....   | 59 |
| Le choix de la portion de signal .....                                      | 60 |
| Utilisation d'une portion de taille=1000 .....                              | 60 |
| Utilisation d'une portion de taille=10000 .....                             | 61 |
| Utilisation d'une portion de taille=200000 .....                            | 63 |
| Les premières évaluations .....   | 64 |
| Conclusion.....   | 70 |
| CONCLUSION GENERALE .....   | 71 |
| BIBLIOGRAPHIES .....  | 72 |
| Figure 1.11. Traces ECG .....   | 72 |
| Figure 1.12. Activité neuronale cardiaque mesurée dans le cœur .....        | 72 |
| Figure 1.13. Exemples d'ECG : (a) sans et (b) avec de bruits gaussiens..... | 72 |
| Figure 1.14. Architecture Super-vectorielle .....                           | 72 |
| Figure 1.15. Flux de données .....  | 72 |
| Figure 1.16. Architecture .....   | 72 |
| Figure 1.17. Architecture .....   | 72 |
| Figure 1.18. Interface .....  | 72 |
| Figure 1.19. Bruit de sens .....  | 72 |
| Figure 1.20. Débruit de la signal de base .....                             | 72 |
| Figure 1.21. Bruit .....  | 72 |
| Figure 2.1. Neurone biologique .....  | 34 |
| Figure 2.2. Neurone .....   | 35 |
| Figure 2.3. Fraction d'activation .....                                     | 36 |

## INTRODUCTION GENERALE

Le cœur est un organe creux et musculaire qui assure la circulation du sang en pompant ce dernier par des contractions rythmiques vers les vaisseaux sanguins et les cavités du corps. Il effectue chaque jour un travail gigantesque malgré sa petite taille et son poids.

Le cœur est le muscle le plus fort du corps humain, et malgré sa puissance il est vulnérable à l'échec et au dysfonctionnement. Les maladies cardiovasculaires représentent la cause la plus fréquente de décès dans le monde selon les études statistiques annuelles faites au niveau de l'organisation mondiale de la santé (OMS). Plusieurs types de maladies peuvent l'affecter, nous pouvons citer comme exemples: les arythmies (les extrasystoles, les fibrillations, les tachycardies, etc.) et les différents types de blocs de conduction (bloc de branche gauche et droite, bloc auriculo ventriculaire). Ces maladies ont diverses origines; elles peuvent être coronaires, hypertensives, inflammatoires ou rhumatismales [1]. Dans la figure (01), une description concernant l'électrocardiogramme, normal et anormal.

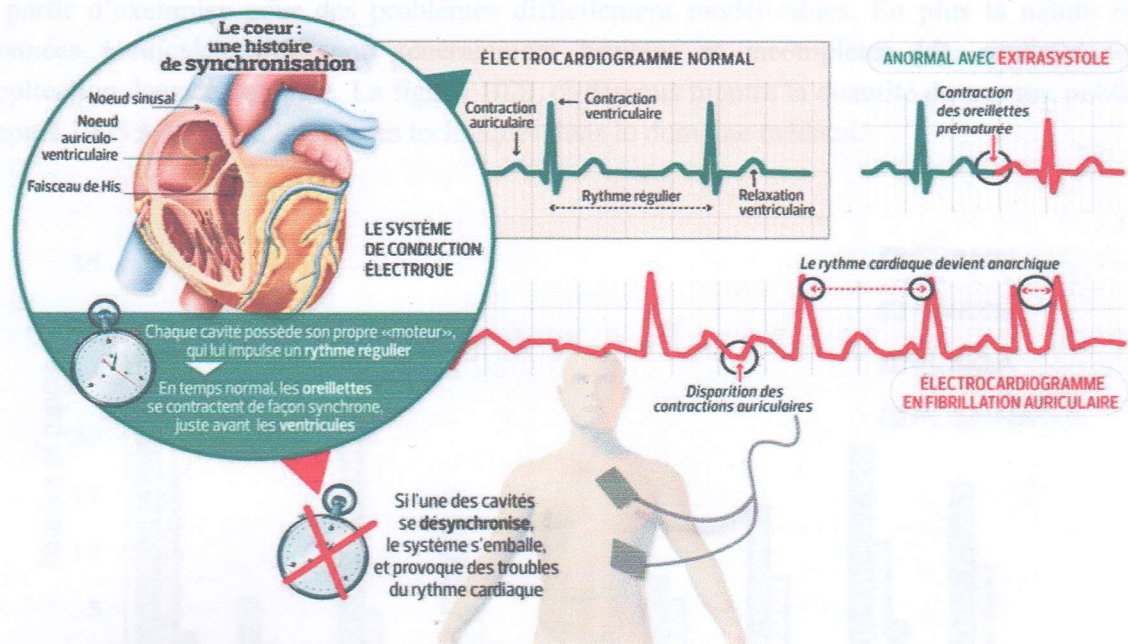


Figure 01: ECG normale et les différentes arythmies cardiaque

Pour ces raisons il y a un besoin urgent pour le développement de domaine médical. Il exige de nouvelles techniques et technologies, afin d'évaluer l'information d'une manière objective. Ainsi la médecine comme aussi plusieurs autres domaines a bénéficié de cette révolution en informatique particulièrement l'IA. Dans ce contexte, l'informatique est

devenue un outil incontournable dans la pratique médicale moderne en générale et comme support d'aide au diagnostic en particulier [2].

Plusieurs techniques de l'IA et des algorithmes complexe sont couramment utilisé pour résoudre des problèmes médicaux difficiles afin d'avoir des machines de plus en plus performantes et d'améliorer ces systèmes d'aide au diagnostic médical.

Les outils intelligents peuvent fournir à l'industrie la capacité de limiter le risque et les coûts. On peut le voir clairement en examinant le rôle de ces outils dans un secteur comme la Santé. Dans le système de la santé, des montants énormes de données n'ont pas été intégrés au système, des individus présentant des besoins et situations très divers sont souvent mal catégorisés, ce qui génère, avec d'autres problèmes, d'énormes pertes.

Une « intelligence de la santé » basée sur les données représente l'espoir de l'industrie d'améliorer « l'efficacité, la qualité et la sécurité des soins prodigués. » Des outils adaptés permettraient d'économiser des millions de dollars, d'éviter aux patients des soins injustifiés et de rationaliser davantage les ressources [3]. Aussi, compte tenu qu'ils sont intégrables dans des processus temps réel et qu'ils sont remarquablement efficaces pour l'extraction des règles à partir d'exemples pour des problèmes difficilement modélisables. En plus la nature des données médicales, qui sont généralement bruitées et incomplètes [4], renforce leur application dans ce domaine. La figure (02) ci-dessous montre la quantité de travaux publiés depuis 1995 à 2007 exploitant ces techniques dans le domaine médical.

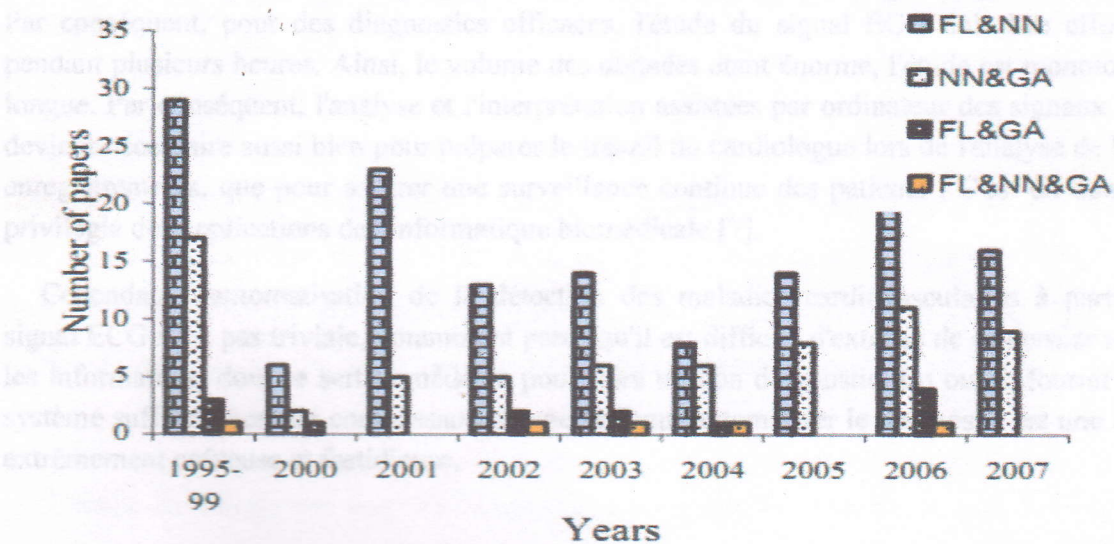


Figure 02 : Les différentes techniques de l'IA entre 1995 et 2007 dans la médecine [2]

Parmi les examens irremplaçables effectués pour la détection des maladies cardiovasculaires on distingue l'électrocardiogramme (ECG) qui est la représentation graphique des forces électrique générées par l'activité cardiaque, enregistrées par des électrodes placées à la surface du corps. Il y a plus d'un demi-siècle, une convention internationale a décidé de fournir cette représentation sous la forme immuable de l'ECG à 12 dérivations. Ce fut un des tout premiers efforts de standardisation à l'échelle mondiale d'un examen médicotechnique [5]

Un électrocardiogramme (ECG) est un enregistrement de l'activité électrique au niveau du cœur. Cette activité électrique est responsable des contractions qui aspirent puis expulsent le sang du cœur et ainsi générer la circulation sanguine dans tout l'organisme. Recueillie à partir d'électrodes placées à la surface de la peau au niveau de la poitrine. L'ECG est un signal de nature électrophysiologique dont le tracé matérialise les activités électrique du cœur. Il est l'un des moyens le plus utilisé pour analyser et surveiller l'état du cœur puisqu'il peut contenir les indicateurs importants sur la nature des maladies pouvant affecter le cœur.

L'électrocardiogramme enregistre l'activité électrique du cœur, l'activité électrique de l'ensemble des cellules cardiaque peut être assimilée à celle d'une seule cellule. La stimulation d'une cellule musculaire détermine l'apparition d'une activité électrique et mécanique. [6]

Mais puisque l'enregistrement ECG est un signal non stationnaire, cette indication peut se produire au hasard dans le temps. Dans ce cas, les symptômes de la maladie peuvent ne pas se produire à tout instant, mais se manifestent à certains intervalles irréguliers pendant le jour. Par conséquent, pour des diagnostics efficaces, l'étude du signal ECG doit être effectuée pendant plusieurs heures. Ainsi, le volume des données étant énorme, l'étude est monotone et longue. Par conséquent, l'analyse et l'interprétation assistées par ordinateur des signaux ECG devient nécessaire aussi bien pour préparer le travail du cardiologue lors de l'analyse de longs enregistrements, que pour assurer une surveillance continue des patients ; C'est un domaine privilégié des applications de l'informatique biomédicale [7].

Cependant, l'automatisation de la détection des maladies cardiovasculaires à partir du signal ECG n'est pas triviale, notamment parce qu'il est difficile d'extraire de ce dernier toutes les informations dont se sert le médecin pour faire un bon diagnostic. En outre, fournir à un système suffisamment de connaissances expertes pour automatiser le diagnostic est une tâche extrêmement coûteuse et fastidieuse.

La figure (03) illustre les différentes étapes pour le traitement automatisé de l'ECG :

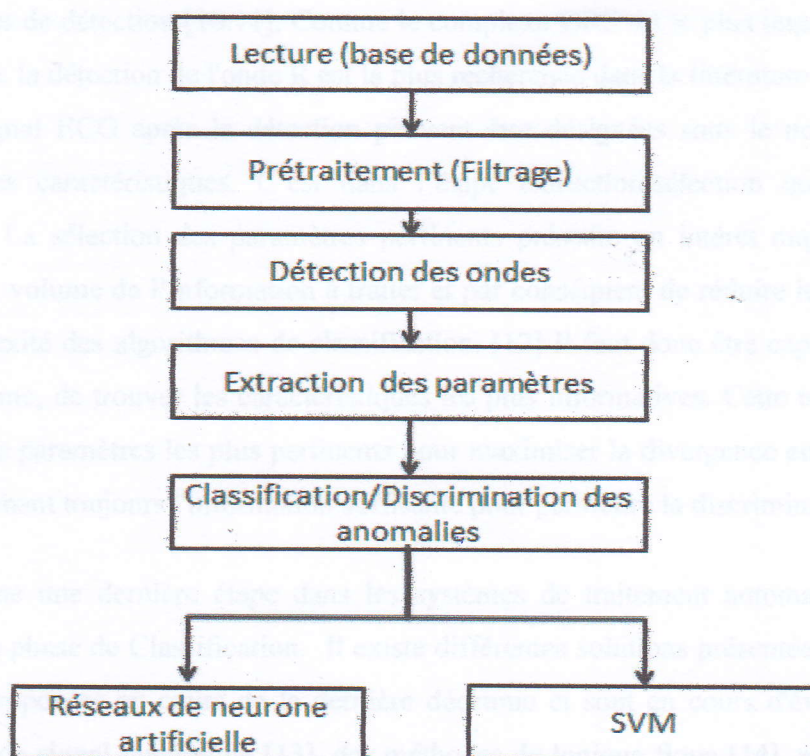


Figure 03 : la chaîne d'un traitement automatique d'un signal ECG

Les signaux cardiaques utilisés dans cette étude ont été obtenus à partir de la base de données MIT/BIH qui est la norme employée par beaucoup de chercheurs pour l'évaluation des détecteurs d'arythmies. Cette base contient 48 enregistrements, chaque enregistrement a une durée de 30mn et une fréquence d'échantillonnage de 360HZ ; A chaque battement cardiaque est associé son type : normal, extrasystole ventriculaire, bloc de branche gauche, droit ..... [8].

L'étape du filtrage est une Technique de suppression du « bruit » autour du « signal » produit par un électrocardiographe. Il consiste à rendre le signal propre sans artéfacts. Dans les hautes fréquences, le filtre supprime les signaux secondaires à l'activité musculaire extracardiaque et les interférences dues aux appareils électriques. Dans les basses fréquences permet, le filtre réduit les ondulations de la ligne de base secondaire à la respiration [9]. La

détection a pour but la localisation des différentes ondes de l'ECG ainsi que la mesure de leur durée d'une façon exacte et fiable. Dans la littérature on trouve beaucoup d'algorithmes et techniques de détection [10.11]. Comme le complexe QRS est le plus important dans le cycle cardiaque, la détection de l'onde R est la plus recherchée dans la littérature. Les mesures faites sur le signal ECG après la détection peuvent être désignées sous le nom des vecteurs de paramètres caractéristiques. C'est dans l'étape extraction/sélection que se réalisent ces mesures. La sélection des paramètres pertinents présente un intérêt majeur qui permet de réduire le volume de l'information à traiter et par conséquent de réduire le temps de calcul et la complexité des algorithmes de classification. [12] Il faut donc être capable, pour résoudre ce problème, de trouver les caractéristiques les plus informatives. Cette technique permet de choisir les paramètres les plus pertinents pour maximiser la divergence entre les classes, tout en maintenant toujours l'information suffisante pour permettre la discrimination.

Comme une dernière étape dans les systèmes de traitement automatisé de l'ECG, On Trouve la phase de Classification. Il existe différentes solutions présentées dans la littérature ont été proposées au cours de la dernière décennie et sont en cours d'évaluation comprend l'analyse de signal numérique [13], des méthodes de logique floue [14], réseaux de neurones artificiels [lien de RN ds 2eme chap], Modèle de Markov caché [15], l'algorithme génétique [16], SVM (Support Vector Machines) [17], méthode bayésienne et d'autres à chaque approche présentant ses propres avantages et inconvénients. Mais les systèmes les plus récents utilisent des réseaux de neurones artificiels pour effectuer un diagnostic, car ils ont démontré une grande cohérence dans la production des résultats précis.

Notre travail est divisé en deux parties, la première partie abordé est l'extraction des paramètres pertinents du signal ECG afin de manipuler une quantité d'information réduite. Cette tâche est réalisée en développant un algorithme de détection des complexes QRS. L'idée principale de cet algorithme est l'égalisation des maximums du signal ECG et par suite la détermination des pics de l'ECG devient plus facile. À partir de détermination des QRS, on déduit la fréquence de battement du cœur ainsi que l'excursion autour d'une valeur moyenne. Une méthode basée sur la notion de corrélation et régression est développée afin d'extraire les paramètres de l'onde P. L'extraction des paramètres constitue une phase importante dans la chaîne de traitement des électrocardiogrammes puisque chaque paramètre est lié à une action

mécanique ou un élément du cœur. En particulier, Les ondes auriculaires sont les ondes P. Les ondes ventriculaires sont les ondes T. Le complexe ST-T dans le signal ECG reflète la phase de la repolarisation ventriculaire [18]

La deuxième partie de cette thèse est réservée pour la classification des paramètres extraits par l'étape précédente. La classification de différents types de cardiopathies à partir de l'électrocardiogramme (ECG) représente une importance majeure dans le diagnostic des dysfonctionnements cardiaques. L'automatisation de cette analyse est de nos jours une pratique bien établie qui peut assurer un taux important dans la connaissance des anomalies cardiaques [19] Plusieurs techniques sont développées tel que : Modèles de Markov Cachés, réseaux neuronaux artificielle... Une comparaison sera effectuée à la fin de la phase de classification des signaux ECG pour mieux visualiser les résultats obtenus par les différents classificateurs.

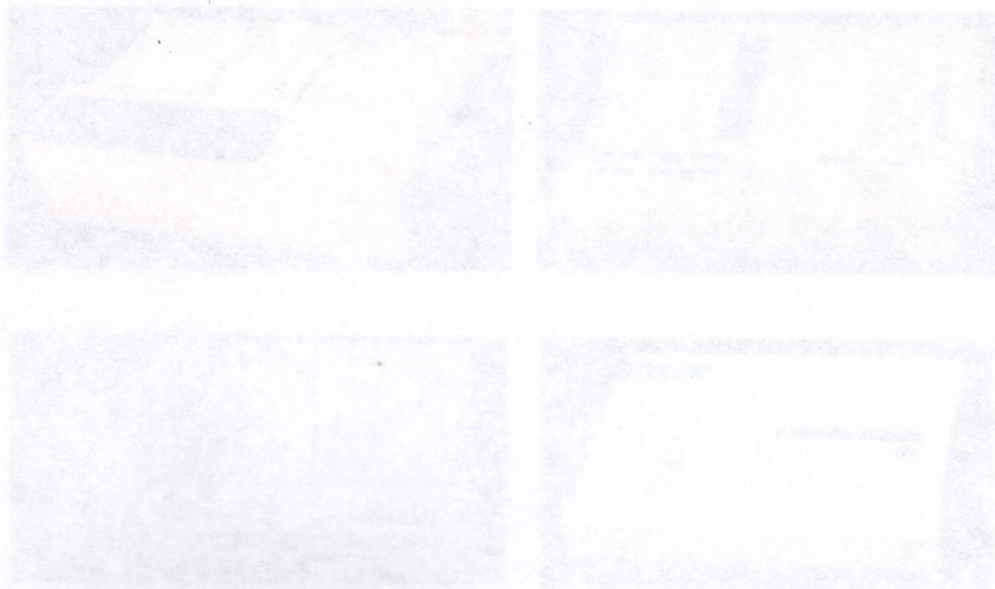


Figure 1.1 : Appareils ECG avec différents techniques

## CONCLUSION GENERALE

Dans ce travail, nous avons abordé le problème d'extraction et de classification des signaux ECG connus par leur nature très bruités afin de les utiliser dans la classification et la discrimination des arythmies et des anomalies cardiaques.

Le premier problème est d'extraire les paramètres pertinents pour caractériser chaque battement cardiaque des signaux ECG. On commence Tout d'abord par la discrimination des battements PVC à partir d'un grand nombre de battements normaux. On a remarqué que la phase d'extraction influée beaucoup aux classifications. Les données extraites sont présentes dans la phase de classification. Trois approches ont été prises en considération dans la phase de classification, le premier est le réseau de neurone LVQ (Learning vector quantization), le deuxième réseau est MLP (Multi Layer Perceptron) et finalement, la méthode SVM (Support Vector Machine).

Tous les données utilisées dans ces expériences sont des données réelles issues d'une base de donnée universelle largement utilisée dans la littérature, la base de donnée MIT/BIH. L'objectif de notre travail à rendre la tâche de classification via l'utilisation des méthodes d'IA (Intelligence Artificielle) pour améliorer les performances de classification, lesquels sont apparus clairement à travers les résultats obtenus (le taux de classification variant de 94% à 97%), Ceci démontre la capacité de ces méthodes pour la généralisation, l'adaptation et la robustesse vis -à-vis des données bruitées. Les résultats obtenus par la méthode SVM sont plus acceptable avec un taux moyen de classification 97%.

Bien que les résultats soient satisfaisants, des améliorations peuvent être apportées, sur les deux volets : extractions des paramètres pertinents et méthodes de classifications. Sur l'aspect classification, on peut proposer de :

- Un système de classification en ligne ou le s'intègre dans les applications TIC (smart phone)
- Identification d'une personne par ECG
- Généralisation de la méthode pour qu'elle soit capable de discriminer d'autres types d'anomalies cardiaques, tels que les fibrillations, etc.
- améliorer le taux de classification à l'aide des systèmes IA ou la reconnaissance de forme.

## BIBLIOGRAPHIES

- [1] R. Begg, J. Kamruzzaman, R.Sarker, NEURAL NETWORKS IN HEALTHCARE: POTENTIALS AND CHALLENGES, IDEA Group Publishing, 2006.
- [2] Ahmet yardimci ; « soft computing in medicine » ; Department of Industrial Automation, TBMYO, Akdeniz University, 07059 Antalya, Turkey 2010.
- [3] Francisco, L. -S. (2012, 02 22). sante-I-intelligence-artificielle-change-donne. Consulté le 04 02, 2015, sur atelier: <http://www.rtflash.fr/sante-I-intelligence-artificielle-change-donne/article>.
- [4] GUEROT, C., & Yves GROSGOGEAT. (1990). L'Electrocardiogramme Savoir l'interpréter. Paris: Frison-Roche.
- [5] Macfarlane P.W. The coming of age of Electrodiographiy., in : ComprehensiveElectrocardiology - Theory and Practice in Health ana disease, Macfarlane P.W., VeitchLawrie T.D., eds.,volume 1.Pergamo Press; New York,pp.3-44,1989
- [6] GUEROT, C., & Yves GROSGOGEAT. (1990). L'Electrocardiogramme Savoir l'interpréter. Paris: Frison-Roche.
- [7] R. Ceylan, Y. Ozbay, "Comparison of FCM, PCA and WT techniques for classification ECG arrhythmias using artificial neural network", Expert Systems with Applications 33 (2007) 286–295
- [8] Moody GB, Mark RG. The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database. IEEE Eng in Med and Biol 20(3):45-50 (May-June 2001). (PMID: 11446209)
- [9] Taboulet, P. (s.d.). ecg-lexique\_theme. Consulté le avril 12, 2015, sur Formation à l' ECG de A à Z: [http://www.e-cardiogram.com/ecg-lexique\\_theme.php?](http://www.e-cardiogram.com/ecg-lexique_theme.php?)
- [10] J. Pan, W.J. Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm", IEEE Trans.Biomed. Eng., 230 236, 1985.
- [11] M. Benmalek, A. Charef, "Digitalfractional ordre operators for R-wave detection in ECG signal", IET proceedings on Signal Processing, 381–391, 2009.

- [12] A. Algra and H.L.B.C Zeelenberg. An algorithm for computer measurement of QT intervals in 24 hour ECG. In *Computers in Cardiology*. Los Alamitos, CA, IEEE Computer Society Press, pages 117-119, 1987.
- [13] Stergios Papadimitriou, Seferina Mavroudi, Liviu Vladutu, and Anastasios Bezerianos, (2001) Ischemia Detection with a Self-Organizing Map Supplemented by Supervised Learning, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 12, No. 3, May 2001.
- [14] Wai Kei Lei, Bing Nan Li, Ming Chui Dong, Mang I Vai, (2002) AFC-ECG: An Intelligent Fuzzy ECG Classifier, *Institute of System and Computer Engineering*, 2002
- [15] Nicholas P. Hughes, Lionel Tarassenko and Stephen J. Roberts, (2003) Markov Models for Automated ECG Interval Analysis.
- [16] Yorgos Goletsis, Costas Papaloukas, Dimitrios I. Fotiadis, Aristidis Likas, Lampros K. Michalis., (2004) Automated Ischemic Beat Classification Using Genetic Algorithms and Multicriteria Decision Analysis. In *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004.
- [17] Stanislaw Osowski, Linh Tran Hoai, Tomasz Markiewicz., (2004) Support Vector Machine based expert system for reliable heart beat recognition, *IEEE Transactions On Biomedical Engineering*, Vol. 51, No. 4, April 2004.
- [18] J. Pan, W. J. Tompkins, A real time QRS detection algorithm, *IEEE Trans. Biomed. Eng. BME*, vol 32, pp230-236, 1985.
- [19] W. T. Cheng and K. L. Chan "Classification of electrocardiogram using hidden markov models", *International Conference of Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol. 1, pp: 143-146, 1998.
- [20] L'ELECTROCARDIOGRAPHIE, I. D. (s.d.). historique2. Consulté le avril 4, 2015, sur Musée virtuel de l'électrocardiographie: <http://sites.estvideo.net/cardioaf/pages/historique2.html>
- [21] Rosenblatt F, "Principles of neurodynamics", Spartan Press, East Lansing, MI, 1962.
- [22] U.R. Acharya, S.J. Suri, A.E.J. Spaan, S.M. Krishnan, *ADVANCES IN CARDIAC SIGNAL PROCESSING*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2007.
- [23] TLC-Edusoft. (s.d.). sa\_3819\_coeur\_pompe\_02. Consulté le avril 6, 2015, sur Doctissimo santé: [http://www.doctissimo.fr/html/sant/sa\\_3819\\_coeur\\_pompe.htm](http://www.doctissimo.fr/html/sant/sa_3819_coeur_pompe.htm)

- [24] foadF. (s.d.). coeur\_anat\_generale\_Havet. Consulté le avril 10, 2015, sur coursensigne.u-picardie.
- [25] foadF. (s.d.). le\_coeur2 . Consulté le avril 10, 2015, sur coursensigne.u-picardie.
- [26] Hunter, J. et Kirby, I. (1995). Ticker : A qualitative model of the electrical system of the heart. Dans Research and Development in Expert Systems XII, pages 293-307.
- [27] FMCOEUR.CA, G. (2013, octobre). Module1-Fre-HOW-DOES-THE-HEART-WORK. Consulté le avril 11, 2015, sur fmcoeur.
- [28] Antoine Defontaine, Alfredo Hernández et Guy Carrault. Molélisation et simulation multi-formalisme - multi-niveau : application à la modélisation cardiaque. 23<sup>e</sup> séminaire de la SFBT, Saint Flour, 2003.
- [29] W. Einthoven, «The galvanometric registration of the human electrocardiogram, likewise a review of the use of capillary-electrometer in physiology», in Cardiac classics: Willius FW-CV Mosby, St Louis, 1941.
- [30] R. Dubois «Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies cardiaques en électrocardiographie» thèse doctorat 2004.
- [31] jean sende «guide pratique de l'ECG» edition estem 2003.
- [32] Amabile, N. (Octobre 2005 ). Electrocardiogramme : Indications et interprétation.
- [33] Goldberger E: A simple, indifferent, electrocardiographic electrode of zero potentials and aAm Heart J., technique of obtaining augmented, unipolar, extremity leads. 1942, Vol. 23, p.483-92.
- [34] H. Almuallim. and T.G. Dietterich. Learning with many irrelevant features. In Proceedings of Ninth National Conference on Artificial Intelligence, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, pages 547-552, 1992.
- [35] J. Mackay, G. Mensah, «The atlas of heart diseases and stroke», Organisation Mondiale de la Santé, 2004.
- [36] J. Adamec, R. Adamec, «ECG holter: manuel d'interprétation électrocardiographique», Edition Médecine et Hygiène, 2000.
- [37] Claude. (s.d.). Les\_reseaux\_de\_neurones\_artificiels. Consulté le avril 13, 2015, sur touzet.

- [38] T.J. Haykin, Neural network, a comprehensive foundation, Prentice-Hall, 1994.
- [39] VOYANT, C. (2011, novembre 16). Prédiction de séries temporelles de rayonnement solaire . Consulté le avril 13, 2015, sur tel.archives-ouvertes.
- [40] Les réseaux de neurones. (s.d.). Consulté le avril 11, 2015, sur elearn.univ-biskra.
- [41] P.J.Brusepening F.Thuijsman «Artificial Neural Networks. An introduction to ANN. Theory and practice» Springer 1995.
- [42] G. Dreyfus, J.-M. Martinez, M. Samuelides M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria «Apprentissage statistique» Eyrolles 2004.
- [43] Chesterton, G. K. ( 2000, Juin). Introduction aux Réseaux de Neurones. Consulté le avril 16, 2015, sur Sylvain Barthélémy,.
- [44] Antoine Cornuéjols - Laurent Miclet Avec la participation d'Yves Kodratoff ;« Apprentissage artificiel Concepts et algorithms » ;Eyrolles 2003.tml
- [45] Kabanza, H. L. (Réalisateur). (2 juil. 2013). Intelligence Artificielle [12.13] – Apprentissage automatique - exemple de réseau de neurones .
- [46] M.H. Hassoun, FUNDAMENTALS OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS, The MIT Press, 1995.
- [47] Werbos, P.J. (1992). “ Neunocontrol and Supervised Learning : An Overview and Evaluation. “ Handbook of Intelligent Contol: Fuzzy, Neural, and Adaptive Approaches, D. A. White, D. A. Sofge, and R. van Nostraand, eds., 65-89
- [48] Jerzy Korczak, L. U. (s.d.). Réseaux neuronaux Perceptron Multi-Couche. consulté le mars 26, 2015, sur icube-avr.unistra.
- [49] GOSSELIN, B. (s.d.). APPLICATION DE RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS A LA RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE DE CARACTERES MANUSCRITS. Consulté le mai 3, 2015, sur tcts.fpms.
- [50] Introduction aux réseaux de neurones. (s.d.). Consulté le mars 19, 2015, sur ApSTAT technologies.
- [51] V.N. Vapnik. The statistical learning theory. Springer (1998).

- [52] Benoît Virole, C. d. (s.d.). RESEAUX DE NEURONES ET PSYCHOMETRIE. Consulté le mars 21, 2015, sur ECPA.
- [53] Y. LeCun, B. Boser, J. S. Denker, D. Henderson, R. E. Howard, W. Hubbard, and L. D. Jackel, "Backpropagation applied to handwritten zip code recognition", *Neural Computation*, 541–551, 1989.
- [54] B. Prasad, S.R. M. Prasanna, SPEECH AUDIO IMAGE AND BIOMEDICAL SIGNAL PROCESSING USING NEURAL NETWORKS, Springer, 2008.
- [55] B. Dubuisson, DIAGNOSTIC ET RECONNAISSANCE DES FORMES, Hermes Sciences Publication, 1990.
- [56] L. Personnaz, I. Rivals, RESEAUX DE NEURONES FORMELS POUR LA MODELISATION LA COMMANDE ET LA CLASSIFICATION, CNRS Editions, 2003.
- [57] J. P. Haton, RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE DE LA PAROLE: DU SIGNAL A SON INTERPRETATION, Dunod, 2006.
- [58] R. Begg, J. Kamruzzaman, R. Sarker, NEURAL NETWORKS IN HEALTHCARE: POTENTIALS AND CHALLENGES, IDEA Group Publishing, 2006.
- [59] A. Wismuller, A. Meyer-Base, O. Lange, D. Auer, M. F. Reiser, D. Sumners, "Model-free functional MRI analysis based on unsupervised clustering", *Journal of Biomedical Informatics*, 10–18, 2004.
- [60] M. Buscema, M. Maszetti di Pietralata, V. Salvemini, M. Intragaligi, M. Indrimi, "Application of artificial neural networks to eating disorders", *Substance Use & Misuse*, 765–791, 1998.
- [61] S. Berdia, J. T. Metz, "An artificial neural network stimulating performance of normal subjects and schizophrenics on the Wisconsin card sorting test", *Artificial Intelligence in Medicine*, 123–138, 1998.
- [62] P. S. Heckerling, B. S. Gerber, T. G. Tapeç, R. S. Wigton, "Use of genetic algorithms for neural networks to predict community-acquired pneumonia", *Artificial Intelligence in Medicine*, 71–84, 2004.
- [63] D. B. Henson, S. E. Spenceley, D. R. Bull, "Artificial neural network analysis of noisy visual field data in glaucoma", *Artificial Intelligence in Medicine*, 10, 99–113, 1997.

- [64] T.G. Barbounis, J.B. Theocharis, "Locally recurrent neural networks for long term wind speed and power prediction", *Neurocomputing*, 466–496, 2006.
- [65] S. Srivastava, M. Sing, M. Hanmandlu, A.N. Jha, "New fuzzy wavelet neural networks for system identification and control", *Applied Soft Computing*, 1–17, 2005.
- [66] Dellis, J.-L. (s.d.). Introduction `a Matlab. Consulté le mars 13, 2015, sur Picardie.
- [67] Bousque, O. (s.d.). Introduction aux « Supports Vector Machines » (SVM). Consulté le mai 11, 2015, sur Ecole Polytechnique, Palaiseau.
- [68] Hasan, M. (2006, janvier 16). Machines à Vecteurs de Support. Consulté le mai 20, 2015, sur georges.gardarin.
- [69] Gacek, A., & Witold Pedrycz. (2012). *ECG Signal Processing , Classification and Interpretation*. London: Springer-Verlag London Limited.
- [70] Mr. Belgacem Amar, Classification des signaux ECG avec un système-mul -agent Neuronale, Magister en informa que, TLEMCEN, 2012

## Résumé

Dans le monde occidental, la première cause de mortalité provient des maladies cardiovasculaires et donc d'un dérèglement de la fonction cardiaque. Ce problème a poussé les chercheurs à développer des techniques de classification automatique des maladies cardiovasculaires pour un bon diagnostic. L'étude des dysfonctionnements du système cardiovasculaire est rendu possible par l'étude de l'électrocardiogramme (ECG). ECG est une signature électrique du fonctionnement cardiaque. Ce signal représente l'activité électrique du cœur et reflète l'état de santé de l'appareil cardiovasculaire. Il contient aussi des informations qui permettent la distinction des maladies cardiovasculaires. Ce mémoire présente la méthode Slope utilisée pour l'extraction des paramètres pertinents à partir du signal ECG afin de les utiliser dans la classification et la discrimination des arythmies et des anomalies cardiaques. Les différents paramètres extraits permettent de caractériser le signal ECG. Une base de donnée MIT/BIH est utilisée dans notre travail pour mener un ensemble de tests pour évaluer les différents algorithmes proposés pour la classification et la discrimination des arythmies cardiaques. Dans ce mémoire nous sommes penchés sur l'étage de classification des signaux ECG et la détection des contractions ventriculaires prématurées (CPV ou PVC) par rapport aux battements normaux, On se base sur différents classifieurs développés sous l'environnement MATLAB. La classification se fait sur trois types classifieurs les réseaux de neurones LVQ ( learning vector quantization ), les réseaux de neurones MLP (Multi Layer Perceptron) et Le SVM (Support Vector Machine) qui sont évalués sur la base données MIT/BIH.

Après l'utilisation des méthodes d'Intelligence Artificielle pour classifier les différents battements cardiaque, Nous avons obtenus des résultats acceptable et encourageant

**Mots clés :** Signal électrocardiographique (ECG), Support Vector Machine (SVM) , learning vector quantization (LVQ)

## Abstract

In the western world, the first cause of mortality comes from cardiovascular diseases And therefore a malfunction of the heart function. This problem has prompted researchers to develop techniques for automatic classification of cardiovascular diseases for a proper diagnosis. The study of the dysfunction of the cardiovascular system is made possible by the study of the electrocardiogram (ECG). ECG is a signature of electrical cardiac function. This signal represents the electrical activity of the heart and reflects the health of the cardiovascular system. It also contains information that allows the distinction of cardiovascular disease. This brief presents the Slope method used for the extraction of the relevant parameters from the ECG signal In order to use them in the classification and discrimination of arrhythmia and cardiac abnormalities. The different parameters extracted from allow to characterize the ECG signal. A database of MIT/BIH is used in our work to carry out a set of tests to evaluate the different algorithms proposed for the classification and discrimination of cardiac arrhythmias. This thesis focused much more on the classification of the ECG signals and the detection of Premature Ventricular Contractions (CPV or PVC) compared to the normal beats, With several proposed classifier developed under the MATLAB environment. The classification is done in the first place with the neural networks LVQ (learning vector quantization ()), then, the neural networks (MLP Multi Layer Perceptron) and finally, as a last test and for the same purpose. The method SVM (Support Vector Machine) has been exploited and evaluated.

After using Artificial Intelligence methods to classify different heart beats, We obtained encouraging and acceptable results

**Keywords:** Signal electrocardiographic (ECG), Support Vector Machine (SVM) , learning vector quantization (LVQ)

## ملخص

تعتبر الامراض القلبية السبب الرئيسي للوفاة في العالم، نظرا لاضطراب في وظيفة القلب. ما حث الباحثين على تطوير تقنيات لتصنيف امراض القلب وذلك لتقديم التشخيص السليم. دراسة عطل نظام القلب والأوعية الدموية أصبح الآن ممكن عن طرق دراسة تخطيط القلب (ECG). هو توقيع كهربائي لعملية القلب. هذا التخطيط يمثل رسم بياني لنشاط القلب الكهربائي. كما انه يحتوي على معلومات تسمح بتمييز امراض القلب. هذه المذكرة تستعمل طريقة (Slope) لاستخراج المعلومات اللازمة من خلال تخطيط القلب لاستخدامها في تصنيف وتمييز عدم انتظام ضربات القلب. مختلف المعلومات المستخرجة من شأنها ان تميز تماما اشارة ECG. كما تم استعمال قاعدة البيانات MIT/BIH في مشروعنا هذا لإجراء سلسلة من الاختبارات و لتقييم مختلف البرامج المقترحة بهدف تمييز وتصنيف الامراض القلبية. هذه المذكرة تركز بشكل كبير على تصنيف وتمييز دقات تقلص البطين السابق لوانه PVC مقارنة مع عدد كبير من دقات القلب العادية باستخدام مجموعة من التصنيفات بواسطة MATLAB. التمييز كتجربة اولى كان بواسطة الشبكات العصبية LVQ ثم الشبكات العصبية MLP واخيرا ومن اجل نفس الهدف , تم استعمال طريقة SVM

بعد تطبيق عملية الوصف لمختلف النبضات القلبية عن طريق استعمال طريقة الذكاء الاصطناعي تم التوصل الى نتائج مقبولة ومشجعة.

كلمات مفتاحية : اشارة تخطيط القلب ECG - الشبكات العصبية (MLP /LVQ)