

Faculté des Sciences Exactes et de l'Informatique
Département de Mathématiques et d'Informatique
Filière : Informatique

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES
Pour l'Obtention du Diplôme de Master en Informatique
Option : **Ingénierie des Systèmes d'Information**

THEME :

Analyse Descriptive De Pathologie
Ventriculaire

Etudiant: « **Aibout Senoussi** »

Encadrant(e) : « **Mme Kaid Slimane Bouchra** »

Année Universitaire 2016/2017

Sommaire

Résumé

Dédicaces

Remerciement

Liste des tableaux

Liste des figures

Liste des abréviations

Introduction général.....01

Chapitre I: Electrocardiographie Et les Arythmies Cardiaques

I-Généralités.....	02
I.1-Structure du cœur.....	02
I.2-La conduction électrique du cœur.....	03
I.3-Electrocardiographie.....	04
I.3.1-Electrocardiogramme.....	03
I.4-L'électrogène cardiaque.....	03
I.4.1-Potentiel d'action.....	03
I.4.2-Les dérivations.....	04
I.4.3-Ondes et intervalles de l'ECG.....	05
I.5-Troubles du rythme et de la conduction cardiaque.....	06
I.5.1-Rythme sinusal.....	06
I.6- Les arythmies cardiaques.....	06
I.6.1-Arythmie cardiaque.....	06
I.6.2-Différentes sortes d'arythmie.....	07
I.6.2.1-Bradycardie.....	07
I.6.2.2-Tachycardie.....	07
I.6.2.3-Extrasystoles.....	08
I.6.2.4-Fibrillation ventriculaire (FV).....	08
I.7-Conclusion.....	09

Chapitre II: Réseau de neurones et le Perceptron Multicouches (MLP)

Historique.....	12
II- Réseau de neurones.....	13
II.1-Présentation.....	13
II.1.2-Définition.....	13
II-1.3- Neurone formel.....	15
II-1.3.1- Représentation mathématique.....	15
II-1.3.2- Fonctions d'activation.....	16
II.1.3.3-Architecture d'un réseau de neurones artificiel.....	18
II.1.3.3.1- Réseaux monocouche.....	19
II.1.3.3.2- Réseaux multicouche.....	19
II.4-Les grands types de réseaux.....	21
II.4.1-Les Réseaux de Hopfield	21
II.4.1.1- Architecture et caractéristiques.....	22
II.4.2-Les cartes topologiques de Kohonen.....	23
II.4.2.1-Som (Self Organizing Map).....	23
II.4.2.2-Avantages et inconvénients des cartes topologiques de Kohonen..	24
II.4.2.3-LVQ (Learning Vector Quantization).....	25
II.4.3- le perceptron multicouches MLP.....	25
II.4.3.1- Algorithme d'apprentissage.....	27
II.4.3.2-La base d'apprentissage.....	27
II.4.3.3- La base de validation.....	27
II.4.3.4- Etape de l'apprentissage.....	27
II.4.4- rétro-propagation du gradient.....	28
II.5-Conclusion.....	29

Chapitre III: Résultats et interprétations

III-Présentation.....	31
III.1-Préparation de la base de données.....	31
III.1.1-Présentation de la base de données MIT-BIH.....	31
III.2-Implémentation de l'algorithme MLP sous Matlab	32
III.2.1-Structure du programme	32
III.2.2-Les scripts.....	32
III.2.2.1-Le script (App_final.m).....	32
III.2.2.2-Le script (train_mlp.m).....	33
III.2.2.3-Le script (test_mlp.m).....	33
III.2.2.4-Le script (update_mlp.m).....	34
III.2.2.4-Le script (help_fun.m).....	34
III.3-Description de l'interface.....	35
III.3.1-Le menu.....	35
III.3.2-Le chargement de la base de données.....	36
III.3.3-Affichage de la base de donnée chargée.....	37
III.3.4-Classification de la base de données chargé.....	37
III.3.5-Résultat	38
III.4-Conclusion.....	39

Liste des figures

Figure 1.1: Anatomie du cœur	03
Figure 1.2: Système de conduction cardiaque.....	04
Figure 1.3: L'enregistrement des dérivations bipolaires des membres.....	05
Figure 1.4: L'enregistrement des dérivations unipolaires des membres.....	06
Figure 1.5: ECG normal.	07
Figure 1.6:Exemple de tachycardie ventriculaire.....	09
Figure 1.7:Exemple d'accès de fibrillation ventriculaire.....	10

Figure 2.1: Schéma général d'un réseau de neurones.....	14
Figure 2.2: Neurone formel.....	15
Figure 2.3: Fonctions binaires a seuil.....	17
Figure 2.4: Fonction linéaire.....	17
Figure 2.5: Fonction linéaire a seuil ou multi seuil.....	18
Figure 2.6: Fonction sigmoïde.....	18
Figure 2.7: réseau de neurones monocouche.....	19
Figure 2.8: Réseau multicouche classique.....	20
Figure 2.9: Réseau à connexion locale.....	20
Figure 2.10 : Réseau à connexions récurrentes.....	21
Figure 2.11 : Réseau de Hopfield	22
Figure 2.12: Réseau de Kohonen.....	23
Figure 2.13: Schéma de LVQ.....	25
Figure 2.14: Perceptron Multicouche.....	26
Figure 2.15: Réseau de neurone multicouche.....	26
Figure 2.16: Evolution de l'erreur sur la base d'apprentissage et sur la base de validation au cours de l'apprentissage en fonction du nombre d'itérations.....	28
Figure 3.1: Lignes du code de la fonction MLP.....	32
Figure 3.2: Lignes du code de la fonction train_mlp.....	33
Figure 3.3: Lignes du code de la fonction test_mlp.....	33
Figure 3.4: Lignes du code de la fonction update_mlp.....	34
Figure 3.5: Lignes du code de la fonction help_fuc.....	34
Figure 3.6: Représentation de la fenêtre principale.....	35
Figure 3.7: Représentation de la fenêtre du chargement de la base de données.....	36
Figure 3.8: Représentation de la fenêtre du choix de la base de données.....	36
Figure 3.9: Représentation de l'affichage fenêtre de la base de donnée chargée.....	37
Figure 3.10: Représentation de la fenêtre de classification de la base de donnée chargée.....	37
Figure 3.11: Représentation de la fenêtre de résultat de classification de la base de donnée chargée.....	39

Liste des tableaux

Tableau 2.1: Nombres des battements normaux et anormaux dans les enregistrements 200,234,114 et 232	31
Tableau 3.2: La Matrice de confusion.....	38

Liste des abréviations

ECG: Electrocardiogramme.

ESV :Extrasystoles ventriculaire ESV.

FV :Fibrillation ventriculaire.

MIT-BIH: Arrhythmia Data base.

MLP: Un réseau perceptron multicouche.

Som :Self Organizing Map.

LVQ :Learning Vector Quantization.

Résumé

Les maladies ventriculaires constituent un problème majeur de santé public, elles sont les premières causes de mortalités dans le monde.

Un électrocardiogramme (ECG) est un enregistrement de l'activité électrique du cœur en fonction du temps. En raison de la rapidité à mettre en place, l'efficacité et la fiabilité pour le diagnostic, l'électrocardiogramme joue un rôle important en surveillance des patients, ce pendant l'ECG n'est performant que lorsqu'il est enregistré sur une longue durée. L'analyse d'un tel enregistrement nécessite des méthodes d'extraction des paramètres et de classification automatique des battements cardiaques.

Dans notre travail, la première partie présente l'électrocardiographie qui explique le fonctionnement du cœur et les caractéristiques d'un battement cardiaque ,suivi par l'étude des pathologies qui sont les arythmies cardiaques (ESV, ESA, FV,...) , en suite nous avons défini les réseaux de neurones et en particulier le réseau perceptron multicouche (MLP) et son rôle dans la classification des arythmies cardiaques ,en utilisant la base de données MIT-BIH Arrhythmia Data base connue mondialement afin de détecter la pathologie ciblée dans notre étude. Dans la troisième partie on a défini l'application que nous avons programmée pour la classification de l'arythmie cardiaque ESV, les résultats obtenus sont satisfaisant.

Mots clés: Electrocardiogramme (ECG), Arythmie cardiaque, Base de données MIT-BIH, réseau de neurones MLP.

Remerciement

Ce travail n'aurait pu être réalisé sans le soutien de plusieurs personnes. La disponibilité et les compétences de chacun nous ont souvent permis de franchir des obstacles en apparence insurmontables. Que soit donc ici, nous remercions tous ceux qui nous ont communiqué l'énergie et la confiance nécessaires au bon déroulement de ce mémoire.

L'ensemble de ce travail a été effectué au sein du Département de Mathématiques et d'Informatique Filière Informatique Faculté des Sciences Exactes et de l'Informatique Université Abd El Hamid Ibn Badis Mostaganem. Dirigé par Madame Kaid Slimane Bouchra, chercheur au laboratoire (Signal Image Parole) SIMPA de l'université des sciences et Technologie d'Oran (USTO-MB), où elle travaille sur les techniques de classification intelligentes et l'élaboration des systèmes de monitorages équipés de module de diagnostic médical automatisé.

Nos vifs remerciements vont à notre directeur de mémoire Madame Kaid Slimane Bouchra qui nous a énormément aidés par ces conseils, son effort fournis et sa disponibilité à notre égard.

Nous ne sourions oublier nos parents ,nos frères , nos sœurs, pour leur soutien moral inconditionnel , pour les aides permanentes et pour leur encouragements tout au long de nos études.

Nos remerciements chaleureux à nos amis pour leur encouragements et compréhension ainsi que leur multiples attentions.

Nous voudrions également remercier tous ceux qui ont eu la patience de nous entourer tout au long de ce travail .

Introduction générale

Dans nos jours, Les taux de mortalité dus aux maladies cardio-vasculaires sont très élevés. D'après l'organisation mondiale de la santé, cette maladie représente la première cause de mortalité dans le monde. Les arythmies sont des troubles du rythme cardiaque, telles que la fibrillation ventriculaire qui peuvent entrainer des morts subites. Pour diagnostiquer ces arythmies, les médecins disposent aujourd'hui d'outils performants pour observer le fonctionnement du cœur, parmi ces outils, l'électrocardiogramme (ECG) qui est l'examen le plus couramment effectué, car il est rapide à mettre en place, peu coûteux et surtout non contraignant pour le patient.

Un signal correspondant à l'électrocardiogramme d'un patient est d'abord transformé en une séquence d'événement daté. C'est dans une telle séquence que l'on recherche des motifs temporels caractéristiques d'arythmies cardiaques.

L'analyse de tels enregistrements nécessite l'utilisation d'outils de lecture automatique du signal .Ces outils doivent permettre le repérage d'informations pertinentes, d'éventuelles arythmies ainsi que leur fréquence d'occurrence. Cette reconnaissance automatique est rendue possible grâce aux outils de traitement du signal ainsi qu'aux techniques d'apprentissage.

Ce projet est composé de trois parties, nous présentons dans la première partie quelque notions de la physiologie du cœur, ce qui est très important car il permet de mieux connaître la nature physiologique de l'ECG. La deuxième partie, on a défini les réseaux de neurones en particulier le MLP multicouche, et en dernier ca concerne l'objectif poursuivi à travers notre étude qui est l'application du réseau MLP sur la base de données MIT-BIH pour la reconnaissance des arythmies cardiaques, et enfin clôturer par une conclusion.

Chapitre I:
Electrocardiographie et Arythmies
Cardiaques

I-Généralités

Le cœur est un muscle creux, à contraction rythmique dont la fonction est d'assurer la progression du sang à l'intérieur des vaisseaux. Le cœur est situé dans le thorax entre les deux poumons, il repose sur le diaphragme dans le médiastin antérieur, derrière le sternum et en avant de la colonne vertébrale. Le cœur est de forme pyramidale triangulaire avec un grand axe oblique en avant, à gauche et en bas, une base en arrière et à droite.

I.1-Structure du cœur

Le cœur est un organe musculaire creux permet donc la circulation du sang dans le corps et l'apport d'oxygène et nutriments à l'ensemble des cellules des organismes. Le cœur est situé dans la partie médiane de la cage thoracique délimité par les 2 poumons, le sternum et la colonne vertébrale. Mesurant entre 14 et 16 cm pour un diamètre de 12 à 14 cm chez l'adulte, le cœur représente un volume de 50 à 60 cm³ pour un poids d'environ 300g. Sa grosseur est celle du poing de son propriétaire. Le cœur est composé de deux moitiés indépendantes nommées cœur gauche et cœur droit, chacune composées d'une oreillette et d'un ventricule. Il est un peu plus gros chez l'homme que chez la femme et pompe chaque jour en moyenne 8000 litres de sang grâce à environ 100 000 battements quotidiens (soit jusqu'à 2 milliards de battements au cours de la vie). [Cabrol,2002]

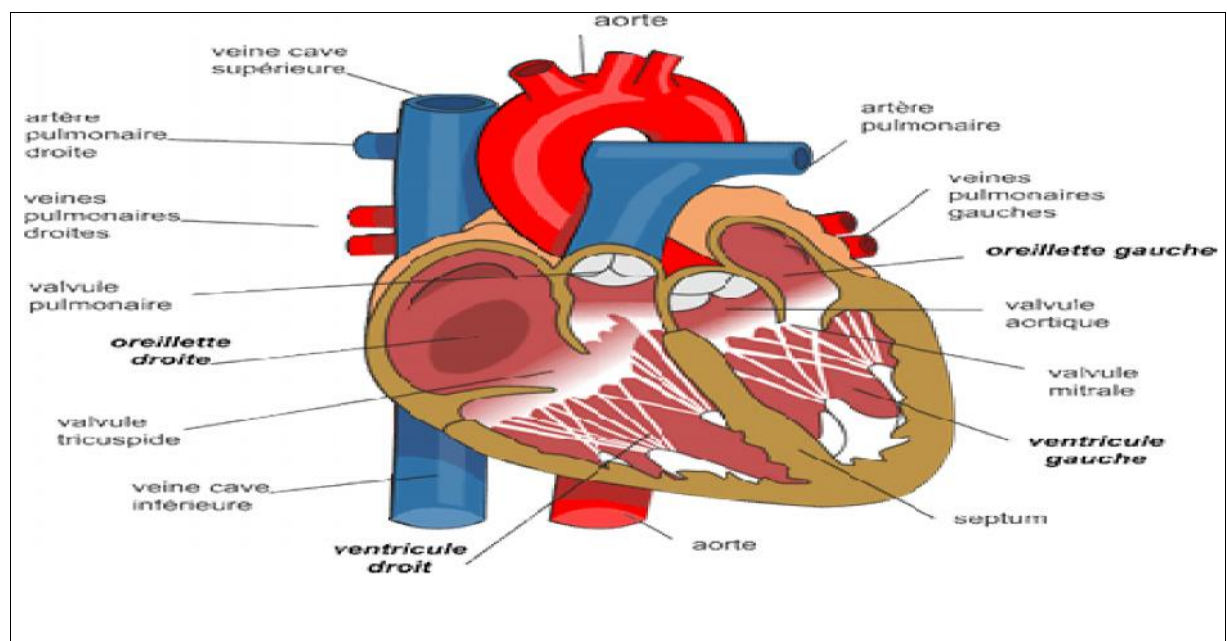


Figure 1.1: Anatomie du cœur . [Abdelliche,2011]

I.2-La conduction électrique du cœur

Il s'agit d'un réseau "électrique " constitué de cellules cardiaques, qui ont des propriétés différenciées pour la conductibilité et l'excitabilité.

La fonction cardiaque est perturbée si de faux signaux électriques sont générés ou si les impulsions électriques sont incorrectement transmises aux tissus conducteurs du muscle cardiaque. Cela se manifeste par un pouls irrégulier, chaotique, trop rapide ou trop lent. [Wellens,1986]

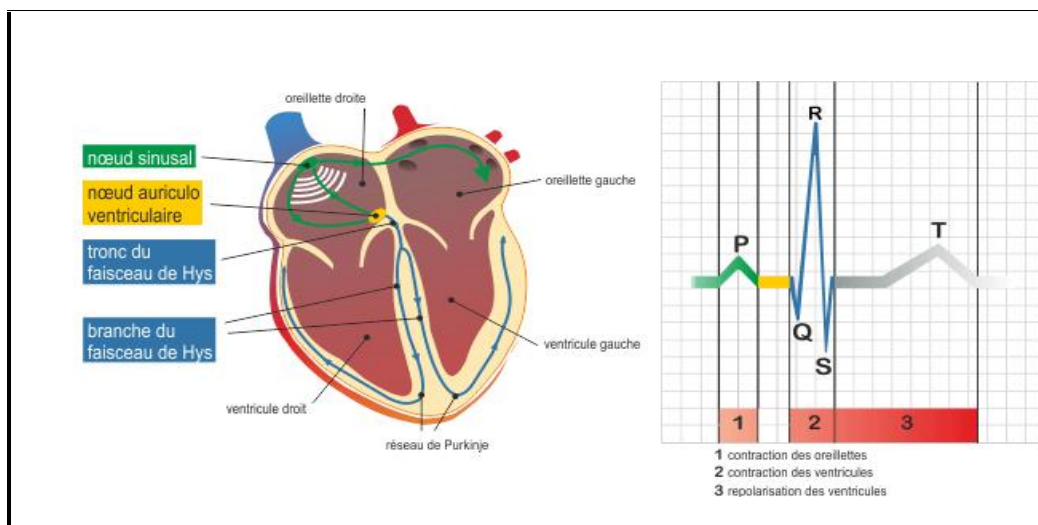


Figure 1.2: *Système de conduction cardiaque.* [Wellens,1986]

I.3-Electrocardiographie

I.3.1-Electrocardiogramme

Un électrocardiogramme (ECG) correspond à l'enregistrement de l'activité électrique du cœur, nécessaire à ses contractions. Pour cela, on dispose des électrodes au niveau des chevilles, des poignets et sur la poitrine des patients. . [Abdelliche,2011]

I.4-L'électrogène cardiaque

I.4.1-Potentiel d'action

Le mécanisme cardiaque, qui comprend l'expulsion du sang et l'ouverture fermeture des valves, fonctionne uniquement grâce aux contractions du myocarde. Ces contractions sont déclenchées par la propagation de proche en proche du potentiel d'action à travers les cellules myocardiques, les échanges ioniques à travers la membrane des cellules myocardiques donnent naissance au potentiel.

Le potentiel d'action cardiaque se décline en 5 phases distinctes : la phase de dépolarisation (0), la phase de repolarisation initiale (1), la phase en plateau (2), la phase de repolarisation membranaire (3), la dépolarisation diastolique spontanée (4). [Benali,2013]

I.4.2-Les dérivations

C'est en 1880 que Ludwig et Waller ont pour la première fois su surveiller (et pas encore enregistrer) les stimuli électriques du cœur à partir de la peau d'un homme. Et ce en utilisant un électromètre capillaire. Il faudra attendre 1901 et Mr Einthoven pour qu'on puisse enregistrer sur papier les formes d'onde qui représentent l'activité électrique du cœur : l'ECG était né et défini comme l'enregistrement de l'activité électrique du muscle cardiaque.

En pratique, douze dérivations sont utilisées dans les plan frontal et transversal pour explorer l'activité électrique du cœur. On distingue:

➤ **les dérivations bipolaires** (Einthoven en 1912)

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, le NAV en occupe le centre. [Graja,2008]

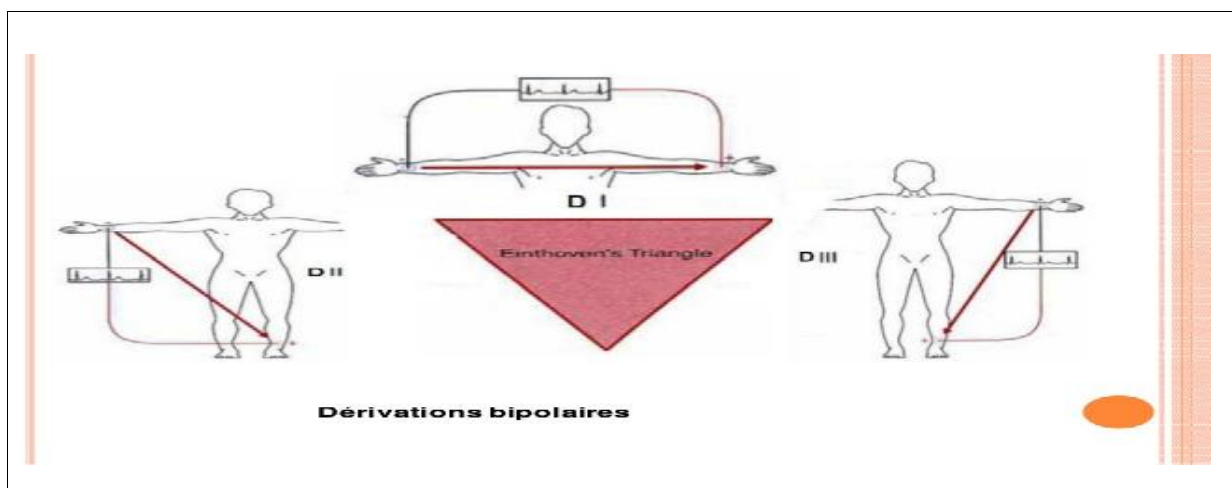


Figure 1.3: L'enregistrement des dérivations bipolaires des membres. [Benali ,2013]

➤ **Les dérivations unipolaires**

La différence du potentiel est mesuré entre un point de référence et chacun des points R,L,F.

Les dérivations unipolaires des membres :

-) aVL (left) pour l'avant bras gauche.
-) aVR (right) pour l'avant bras droit.
-) aVF (foot) pour la jambe gauche.

En fait, l'une des électrodes reste à un potentiel voisin de zéro et on explore avec l'autre les variations de potentiel qui se produisent aux extrémités des membres. [Graja,2008]

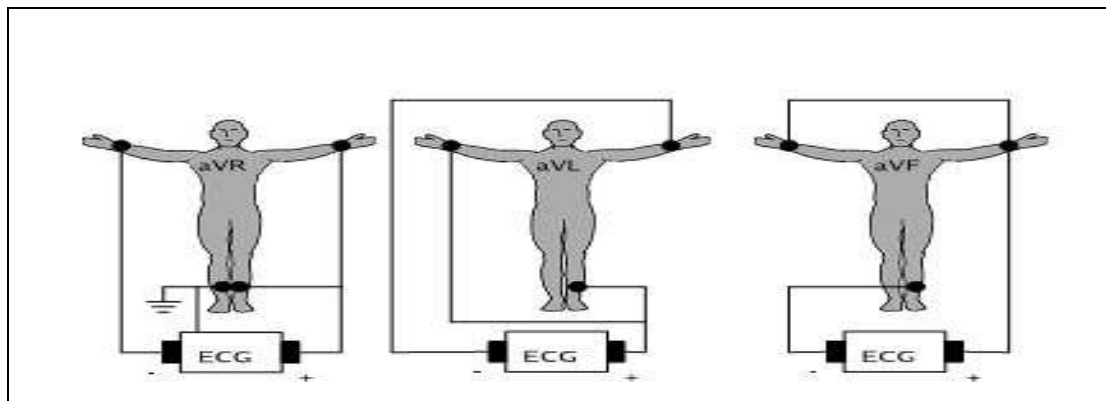


Figure 1.4: L'enregistrement des dérivations unipolaires des membres. [Benali ,2013]

I.4.3-Ondes et intervalles de l'ECG

Dans un tracé typique, on peut remarquer cinq ondes caractéristiques. On les appelle P, Q, R, S et T. L'illustration ci-dessous montre à quoi ressemble un électrocardiogramme normal :

-) l'onde P marque la dépolarisation lors de la contraction des oreillettes ;
-) l'intervalle PR indique le temps nécessaire à la transmission de l'influx électrique du nœud sinusal des oreillettes jusqu'aux muscles ventriculaires ;
-) le complexe QRS marque la dépolarisation et la contraction ventriculaire ;
-) l'intervalle QT correspond à la repolarisation ventriculaire globale ;
-) l'onde T désigne la fin de la repolarisation ventriculaire.

[Briand, 2001]

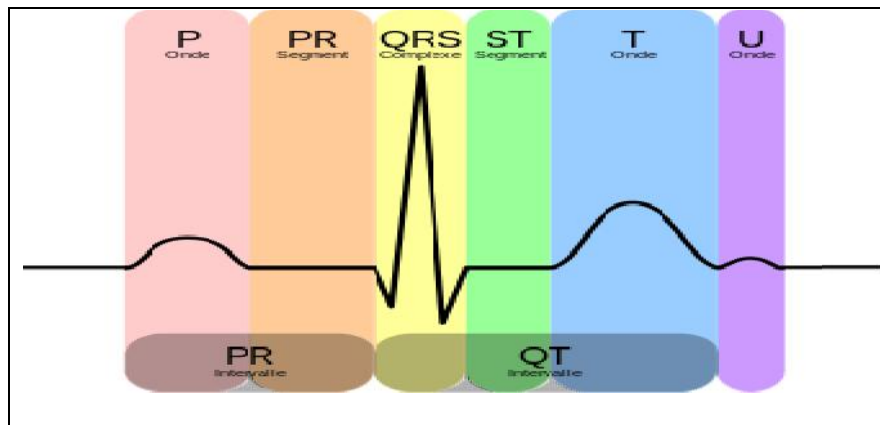


Figure 1.5: *ECG normal.* [Briand, 2001]

I.5-Troubles du rythme et de la conduction cardiaque

Les troubles du rythme cardiaque désignent des battements du cœur trop lents, trop rapides ou irréguliers. Ils peuvent être fonctionnels ou organiques, bénins ou malins. Chez un sujet sain, la fréquence cardiaque se situe entre 60 et 80 battements réguliers par minute. Les troubles de la conduction sont un ensemble de la maladie se manifestant typiquement par un cœur lent dont la cause est une atteinte des voies de conduction cardiaque. [Talbi ,2011]

I.5.1-Rythme sinusal

Le rythme sinusal définit le rythme cardiaque lorsqu'il est normal, c'est-à-dire que l'électrocardiogramme qui mesure l'activité électrique cardiaque ne révèle aucun trouble. Le rythme sinusal doit présenter cet enchaînement : l'onde P de dépolarisation des oreillettes(systole), l'espace PG qui est le temps de conduction auriculo-ventriculaire, l'ensemble QRS qui est une dépolarisation / repolarisation ventriculaire (qui dure de 0,6 à 0,1 seconde) et l'onde T qui est une repolarisation des ventricules (diastole ventriculaire). [Talbi ,2011]

I.6- Les arythmies cardiaques

I.6.1-Arythmie cardiaque

Un cœur en bon état bat normalement au rythme de 60 à 100 pulsations à la minute, de manière régulière. Il est aussi normal que le rythme cardiaque s'accélère en réponse à un effort physique ou en cas de dérèglement de la glande thyroïde, par exemple. Une arythmie cardiaque se produit lorsque le cœur bat irrégulièrement ou s'il bat à moins de 60 pulsations ou plus de 100 pulsations à la minute, sans que cela soit justifié. L'arythmie est le trouble cardiaque le plus fréquent.

Dans un cœur arythmique, les impulsions électriques qui contrôlent les battements du cœur se produisent de façon désordonnée ou ne passent pas par les circuits électriques habituels. La durée d'une arythmie varie beaucoup d'un individu à l'autre et dépend aussi du type d'arythmie. [Horde, 2014]

I.6.2-Différentes sortes d'arythmie

I.6.2.1-Bradycardie

La bradycardie se caractérise par un rythme cardiaque trop bas par rapport à la normale. Elle s'oppose à la tachycardie (rythme cardiaque trop rapide). Le caractère « pathologique » de cette bradycardie ne peut être attesté que par un médecin. Le rythme cardiaque au repos habituel se situe chez l'adulte entre 50 (sportif pratiquant l'endurance) et 80 pulsations par minute, mais il peut être modifié par de multiples facteurs, la plupart non cardiaques : anxiété, alimentation, sportivité (les grands sportifs ont une hypertrophie cardiaque, leur rythme au repos est plus bas), etc.

On parle de bradycardie fœtale dans le cas où la fréquence cardiaque est inférieure à 120 battements par minutes de façon prolongée.

Chez un sportif entraîné en endurance (cycliste, coureur de fond, etc.), la fréquence cardiaque peut être proche de 30 battements par minute sans que cela soit anormal (bradycardie physiologique).

Pour le reste de la population, on parle de bradycardie lorsque le rythme cardiaque est inférieur à 50 battements par minute. [Briand, 2001]

I.6.2.2-Tachycardie

La tachycardie désigne une accélération du rythme cardiaque supérieure à 100 battements/min. Une fréquence cardiaque « normale » est estimée entre 60 et 90 battements par minute.

La tachycardie est un phénomène naturel lors d'un effort musculaire. Parfois, des pathologies ou des consommations particulières peuvent entraîner une tachycardie comme une fièvre, une anémie, une hyperthyroïdie, une hémorragie, une déshydratation, un stress, une crise d'angoisse, une crise de spasmodie, une crise de tétanie, une crise d'asthme, une embolie pulmonaire, un œdème aigu du poumon ou encore la consommation excessive d'alcool, de cannabis, de café ou d'excitants.

On désigne deux types de tachycardie : auriculaire et ventriculaire. Les tachycardies ventriculaires représentent les arythmies les plus graves. [Horde, 2014]

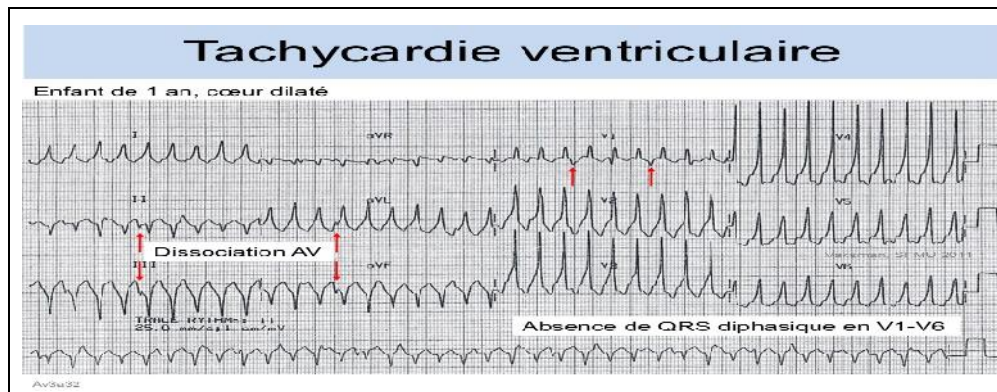


Figure 1.6: Exemple de tachycardie ventriculaire. [Briand, 2001]

I.6.2.3-Extrasystoles

L'extrasystole est une anomalie du rythme cardiaque qui se caractérise par des contractions prématurées du myocarde. [Benali,2007]

Extrasystoles ventriculaire (ESV)

Les extrasystoles ventriculaires surviennent lorsqu'il y a excitation électrique spontanée et intempestive du faisceau de His au niveau des ventricules sans stimulation préalable par le déclic auriculaire. De temps en temps, le ventricule se contracte sans raison !

Ces extrasystoles ventriculaires peuvent survenir sur un cœur sain ou traduire une cardiopathie. [Benali, 2007]

L'extrasystole peut être auriculaire ou supra ventriculaire, c'est-à-dire concernant une contraction prématurée provenant d'une oreillette. Egalement qualifiée de prématurité, l'extrasystole se caractérise effectivement par des contractions prématurées du muscle cardiaque à cause de décharges électriques prenant naissance au sein d'un foyer ectopique, c'est-à-dire hors du nœud sinusal. On parle d'extrasystoles supra ventriculaires pour décrire les prématurités qui ne surviennent pas au niveau des ventricules cardiaques. Ainsi, ce type particulier d'extrasystoles regroupe à la fois les extrasystoles auriculaires (oreillettes) et les extrasystoles jonctionnelles qui, comme leur nom l'indique, correspondent à des troubles survenant à la jonction entre oreillettes et ventricules.[Benali,2007]

I.6.2.4-Fibrillation ventriculaire (FV)

Une fibrillation ventriculaire est un trouble grave du rythme cardiaque. Les fibrillations ventriculaires se caractérisent par la disparition des contractions coordonnées des ventricules. Ces contractions, normalement bien organisées, sont remplacées par des contractions anarchiques et inefficaces (on parle de trémulation ventriculaire). [Horde,2014]

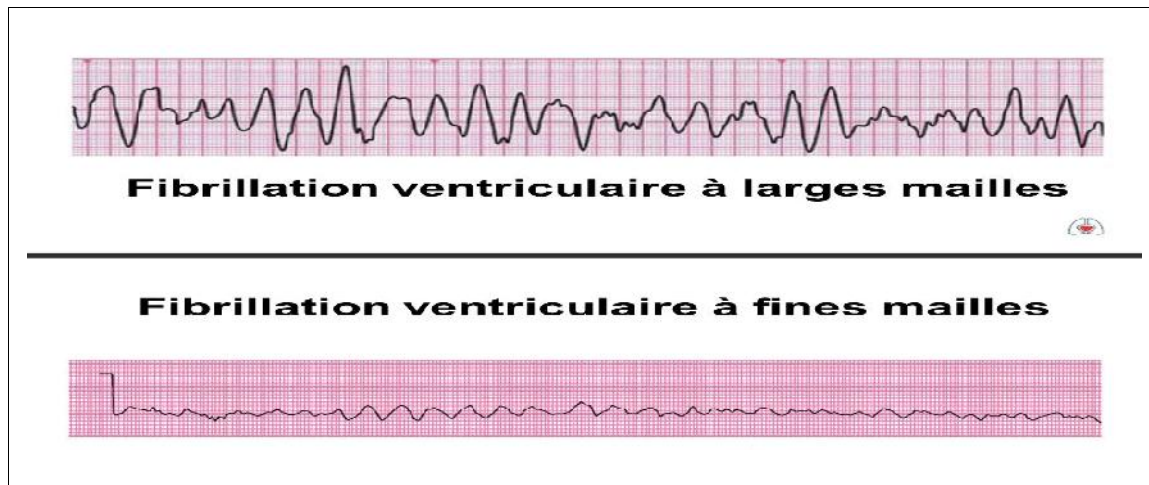


Figure 1.7: Exemple d'accès de fibrillation ventriculaire. [Talbi,2011]

I.7-Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté la construction anatomique et le fonctionnement du cœur, qui est un élément central du système cardiovasculaire. Le cœur est composé principalement de quatre cavités: deux oreillettes et deux ventricules, leurs contractions successives peuvent être suivies depuis la surface du corps par des électrodes, collées à la peau, qui mesurent l'activité électrique des fibres musculaires cardiaques. Cet examen non invasif s'appelle l'électrocardiogramme (ECG) quand il est effectué pendant quelques minutes à l'hôpital, et l'examen Holter lorsqu'il est effectué sur 24 heures. L'analyse de ces enregistrements permet de diagnostiquer un grand nombre de pathologies et de les localiser.

Chapitre II:

Réseau de neurones et le Perceptron Multicouches (MLP)

Historique

Nous nous intéressons ici à une branche de l'Informatique fondamentale qui est sous l'appellation d'Intelligence Artificielle, et qui a pour objectif de simuler des comportements du cerveau humain. Les premières tentatives de modélisation du cerveau sont anciennes et précèdent même l'ère informatique. C'est en 1943 que Mc Culloch (neurophysiologiste) et Pitts (logicien) ont proposé les premières notions de neurone formel. Ce concept fut ensuite mis en réseau avec une couche d'entrée et une sortie par Rosenblatt en 1959 pour simuler le fonctionnement rétinien et tacher de reconnaître des formes. C'est l'origine du perceptron. Cette approche dite connexionniste a atteint ses limites technologiques, compte tenu de la puissance de calcul de l'époque, mais aussi théoriques au début des années 70. L'approche connexionniste à connaissance répartie a alors été supplantée par l'approche symbolique ou séquentielle qui promouvait les systèmes experts à connaissance localisée. L'objectif était alors d'automatiser le principe de l'expertise humaine en associant trois concepts :

- une base de connaissance dans laquelle étaient regroupées toutes les connaissances d'experts humains sous forme de propositions logiques élémentaires ou plus élaborées en utilisant des quantificateurs (logique du premier ordre).
- une base de faits contenant les observations du cas à traiter comme, par exemple, des résultats d'examen, d'analyses de sang, de salive pour des applications biomédicales de choix d'un antibiotique.
- un moteur d'inférence chargé d'appliquer les règles expertes sur la base de faits afin d'en déduire de nouveaux faits jusqu'à la réalisation d'un objectif comme l'élaboration du traitement d'une infection bactérienne. Face aux difficultés rencontrées lors de la modélisation des connaissances d'un expert humain, au volume considérable des bases de connaissance qui en découlaient et au caractère exponentiel de la complexité des algorithmes d'inférence mis en jeu, cette approche s'est éteinte avec les années 80.

En effet, il a été montré que les systèmes basés sur le calcul des prédicats du premier ordre conduisaient à des problèmes NP complets. L'essor technologique et quelques avancées théoriques sont comme suit:

- estimation du gradient par rétro-propagation de l'erreur (Hopkins, 1982),
- analogie de la phase d'apprentissage avec les modèles markoviens de systèmes de particules de la mécanique statistique (verres de spin) par (Hopfield, 1982).

Au début des années 90 un développement considérable si l'on considère le nombre de publications et de congrès qui lui ont été consacrés mais aussi les domaines d'applications très divers où elle apparaît. Sur de nombreux objectifs, justement ceux propres au data mining, les réseaux neuronaux ne rentrent pas nécessairement en concurrence avec des méthodes

statistiques bientôt centenaires mais apportent un point de vue complémentaire qu'il est important de considérer.

Finalement, la motivation initiale de simulation du cortex cérébral a été rapidement abandonnée alors que les méthodes qui en découlent ont trouvé leur propre intérêt de développement méthodologique et leurs champs d'applications. [Haykin,1994]

II- Réseau de neurones

II.1-Présentation

Les recherches sur les Réseaux de Neurones artificiels ont débutées dans la fin des années 50 pour permettre l'étude de modèles théoriques proposés tels que les ordinateurs. L'avenue de ceux-ci étant héritiers de la révolution scientifique à cette époque, ces modèles d'études consistaient en la transposition de la pensée humaine sous forme machine. Ces recherches sur le lien entre l'esprit humain, son cerveau et la machine à la fin des années 50 qui étaient conduites par une variété de chercheurs tels que Newman, Turing, Church, Newel et Simon allaient d'ailleurs produire les fondations de ce que l'on appelle aujourd'hui l'intelligence artificielle. Ces chercheurs allaient aboutir sur un modèle mimétique au cerveau humain, le réseau de neurones, reproduisant de manière exhaustivement simpliste un modèle neuronal tel que connu à cette époque.

Les Réseaux de Neurones artificiels ont des propriétés remarquables : capacité d'adaptation, apprentissage à partir d'exemple et généralisation, robustesse face au bruit, ils sont intégrables dans des processus temps réel et ils sont efficaces pour l'extraction des règles à partir d'exemple pour des problèmes difficilement modélisables. [Borne, 2007]

II.1.2- Définition

Un réseau de neurones artificiels, est un ensemble d'algorithmes dont la conception est à l'origine très schématiquement inspirée du fonctionnement des neurones biologiques, et qui par la suite s'est rapproché des méthodes statistiques.

Un réseau de neurones est en général composé d'une succession de couches dont chacune prend ses entrées sur les sorties de la précédente. Chaque couche (i) est composée de N_i neurones, prenant leurs entrées sur les N_{i-1} neurones de la couche précédente. À chaque synapse est associé un poids synaptique, de sorte que les N_{i-1} sont multipliés par ce poids, puis additionnés par les neurones de niveau i, ce qui est équivalent à multiplier le vecteur d'entrée par une matrice de transformation. Mettre l'une derrière l'autre les différentes couches d'un réseau de neurones reviendrait à mettre en cascade plusieurs matrices de transformation et pourrait se ramener à une seule matrice, produit des autres, s'il n'y avait à chaque couche, la fonction de sortie qui introduit une non linéarité à chaque étape. Ceci montre l'importance du choix judicieux d'une bonne fonction de sortie : un réseau de neurones dont les sorties seraient linéaires n'aurait aucun intérêt. [François et al, 1996]

Chapitre II: Réseau de neurones et le Perceptron Multicouches (MLP)

L'architecture d'un réseau de neurones artificiel est définie par la structure de ses neurones et leur connectivité. Elle est spécifiée par le nombre d'entrées, de sorties, de nœuds et la façon selon laquelle sont interconnectés et organisés les nœuds. Une fameuse architecture des réseaux de neurones est celle basée sur des couches où les nœuds de chaque couche n'ont aucune connexion entre eux. Cette architecture est utilisée dans presque 90 % des applications commerciales et industrielles. [Sylvain, 2000]

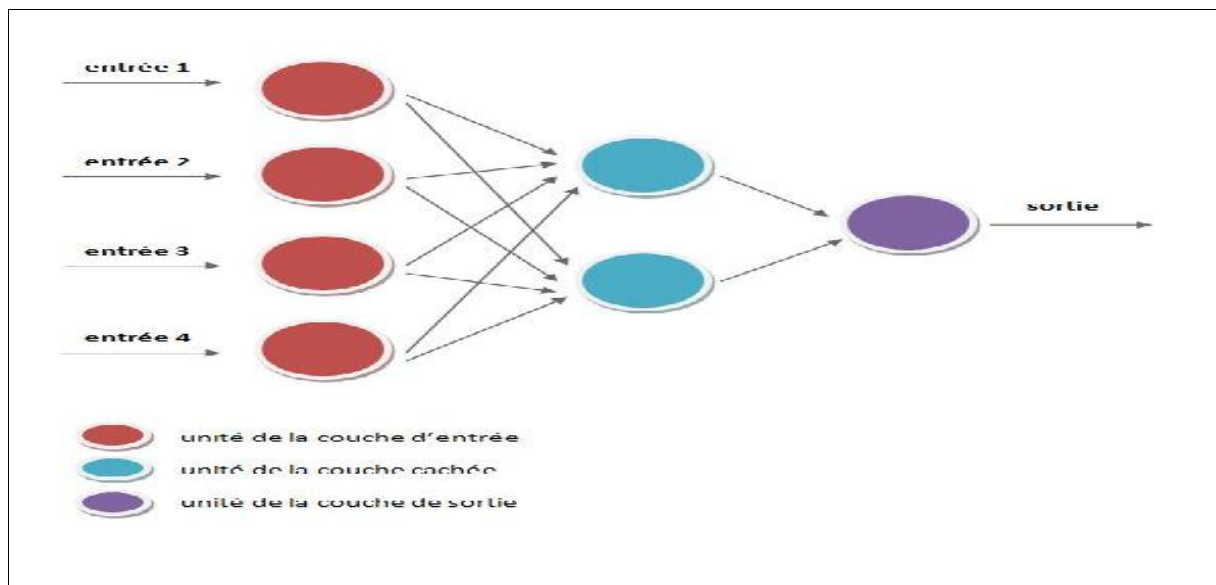


Figure 2.1: Schéma général d'un réseau de neurones. [Sylvain, 2000]

➤ Les nœuds d'entrées

La première couche est appelée couche d'entrée. Elle recevra les données source que l'on veut utiliser pour l'analyse. Dans le cas de l'aide au diagnostic médical, cette couche recevra les symptômes. Sa taille est donc directement déterminée par le nombre de variables d'entrées.

➤ Les nœuds cachés

La seconde couche est une couche cachée, en ce sens qu'elle n'a qu'une utilité intrinsèque pour le réseau de neurones et n'a pas de contact direct avec l'extérieur. Les fonctions d'activations sont en général non linéaires sur cette couche mais il n'y a pas de règle à respecter. Le choix de sa taille n'est pas implicite et doit être ajusté. En général, on peut commencer par une taille moyenne des couches d'entrée et de sortie mais ce n'est pas toujours le meilleur choix. Il sera souvent préférable pour obtenir de bon résultats, d'essayer le plus de tailles possibles.

➤ **Les nœuds de sortie**

La troisième couche est appelée couche de sortie. Elle donne le résultat obtenu après compilation par le réseau des données entrée dans la première couche. Dans le cas de l'aide au diagnostic médical, cette couche donne le diagnostic. Sa taille est directement déterminée par le nombre de variables qu'on veut en sortie.

II-1.3- Neurone formel

Le neurone artificiel (ou cellule) est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones appartenant a un niveau situe en amont (on parlera de neurones amont). A chacune des entrées est associe un poids w représentatif de la force de la connexion.

Chaque processeur élémentaire est dote d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones appartenant a un niveau situe en aval (on parlera de neurones "avals"). A chaque connexion est associe un poids. [Nadal, 1993]

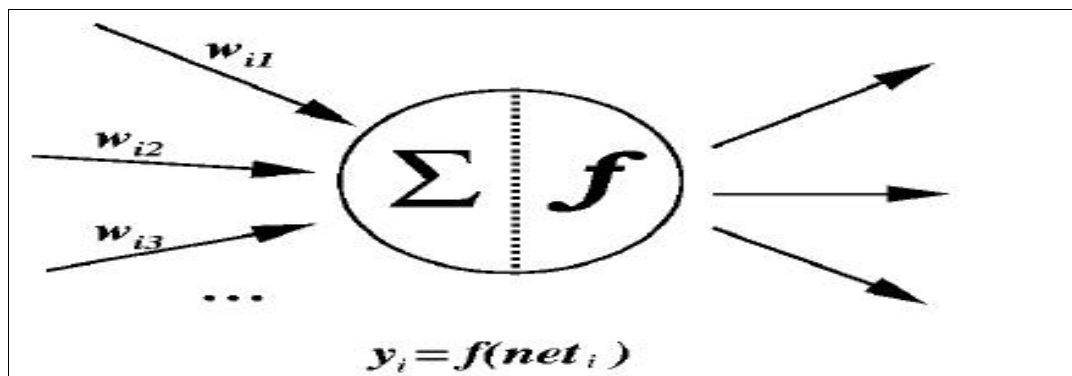


Figure 2.2: *Neurone formel.* [Nadal,1993]

II-1.3.1- Représentation mathématique

Les réseaux de neurones formels sont a l'origine d'une tentative de modélisation mathématique du cerveau humain. Les premiers travaux datent de 1943 et sont l'œuvre de MM. Mac Culloch et Pitts. Ils présentent un modèle assez simple pour les neurones et explorent les possibilités de ce modèle. La modélisation consiste a mettre en œuvre un système de réseau neuronal sous un aspect non pas biologique mais artificiel. Un neurone est donc avant tout un operateur mathématique, dont on peut calculer la valeur numérique par quelques lignes de logiciel. D'un point de vue mathématique, un neurone formel réalise donc une fonction linéaire. [Kadous, 2012]

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_p ; w_1, w_2, \dots, w_p)$$

Chapitre II: Réseau de neurones et le Perceptron Multicouches (MLP)

Les $\{x_i\}$ sont les variables (ou entrées), les $\{w_j\}$ sont des paramètres (ou poids).

Les entrées peuvent être booléennes, binaires (0,1), bipolaire (-1,1) ou réels.

En règle générale, le calcul de la valeur de cette fonction peut se décomposer en deux étapes :

-Une combinaison linéaire des entrées

$$U = \sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta$$

- La sortie du neurone est :

$$y = f(U) = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta\right)$$

(θ) est appelé biais, il peut être considéré comme la pondération de l'entrée 0 fixée à 1

(U) est appelé potentiel du neurone.

La fonction (f) permet de définir l'état interne du neurone en fonction de son entrée totale.

Citons à titre d'exemple quelques fonctions d'activation ou de transfert souvent utilisées .

II-1.3.2- Fonctions d'activation

Dans sa première version, le neurone formel était donc implémenté avec une fonction à seuil, mais de nombreuses versions existent. Ainsi le neurone de McCulloch et Pitts a été généralisé de différentes manières, en choisissant d'autres fonctions d'activations. La sortie du neurone dépend d'une fonction de transfert, dont les principales sont :

➤ **fonction binaire à seuil**

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{sgn}(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x \geq 0 \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

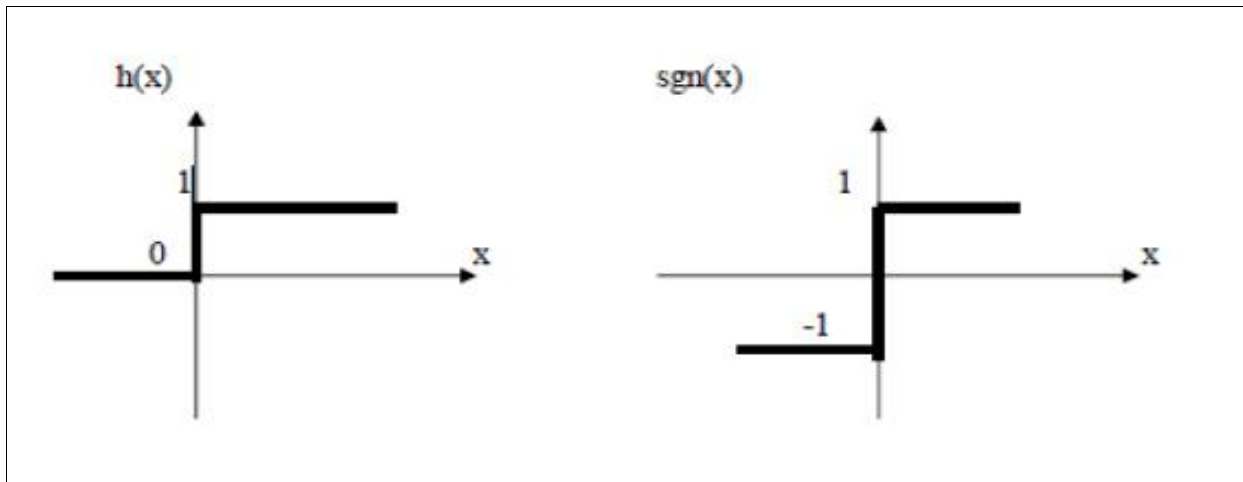


Figure 2.3: Fonctions binaires à seuil. [Tschirhart,2009]

Le seuil introduit une non-linéarité dans le comportement du neurone, cependant il limite la gamme des réponses possibles à deux valeurs.

➤ **Fonction linéaire**

C'est l'une des fonctions d'activations les plus simples, sa fonction est définie par : $F(x)=x$

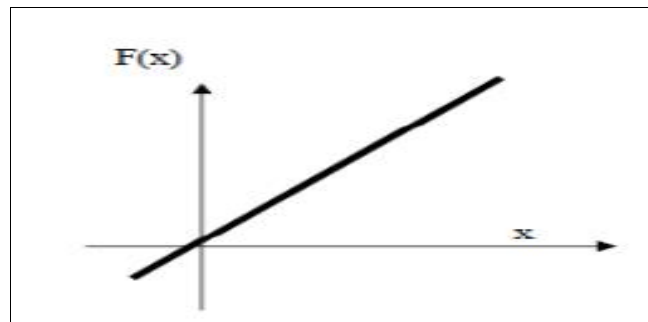


Figure 2.4: Fonction linéaire. [Tschirhart,2009]

➤ **Fonction linéaire a seuil ou multi seuil**

Cette fonction représente un compromis entre la fonction linéaire et la fonction seuil, entre ses deux barres de saturation, elle confère au neurone une gamme de réponses possibles. En modulant la pente de la linéarité, on affecte la plage de réponse du neurone.

$$F(x)=\begin{cases} x & \text{si } x \in [u, v] \\ v & \text{si } x \geq v \\ u & \text{si } x \leq u \end{cases}$$

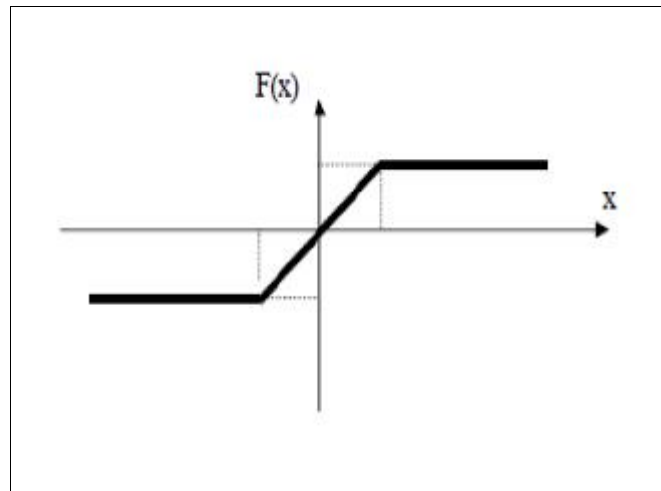


Figure 2.5: *Fonction linéaire a seuil ou multi seuil.* [Tschirhart,2009]

➤ **La fonction sigmoïde**

Elle est l'équivalent continu de la fonction linéaire. Etant continu, elle est dérivable, d'autant plus que sa dérivée est simple a calculer, elle est définie par :

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

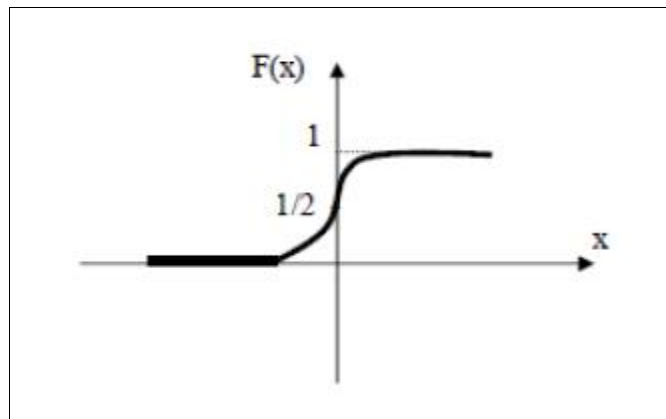


Figure 2.6: *Fonction sigmoïde.* [Tschirhart,2009]

II.1.3.3-Architecture d'un réseau de neurones artificiel

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle. Elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité (réseau à connexion complète). [Kadous,2012]

II.1.3.3.1- Réseaux monocouche

La structure d'un réseau monocouche est telle que des neurones organisés en entrée soient entièrement connectés à d'autres neurones organisés en sortie par une couche modifiable de poids. [Haykin, 1994]

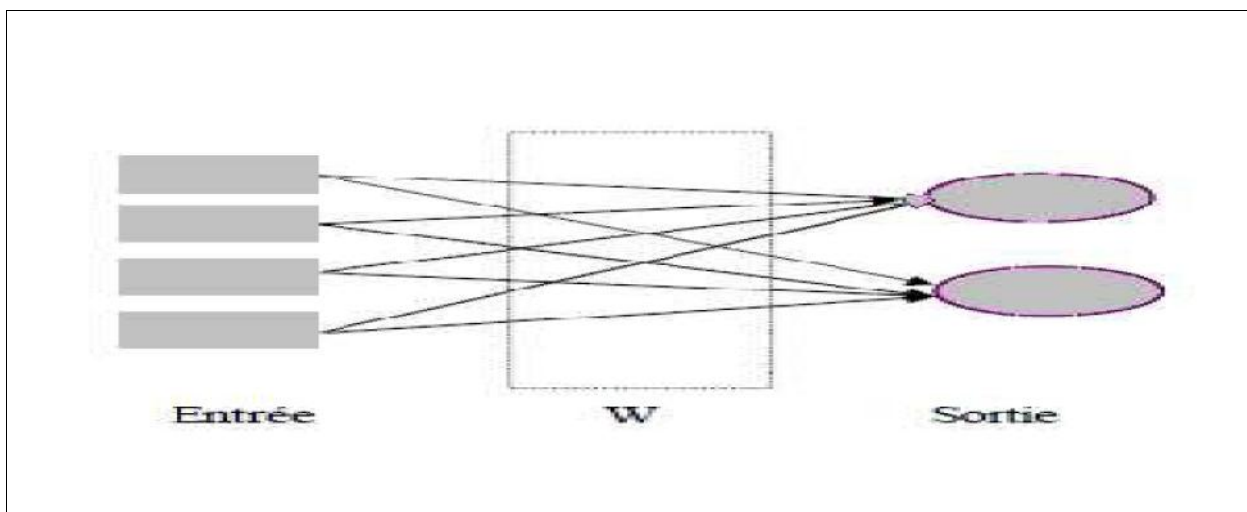


Figure 2.7: *réseau de neurones monocouche.* [Haykin,1994]

II.1.3.3.2- Réseaux multicouche

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche, et les connexions ne se font qu'avec les neurones de couches avalées. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées.

➤ Réseau multicouche classique

Dans un réseau multicouche classique, il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne se font qu'avec les neurones de la couche aval. Tous les neurones de la couche amont sont connectés à tous les neurones de la couche aval.

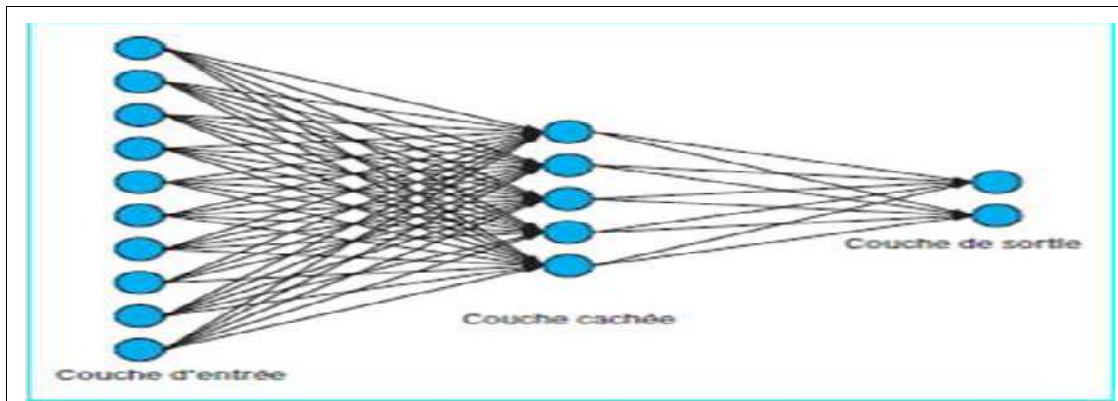


Figure 2.8: Réseau multicouche classique. [Kadous,2012]

➤ **Réseau à connexions locales**

C'est aussi un réseau multicouche, mais tous les neurones d'une couche amont ne sont pas connectés à tous les neurones de la couche aval. Nous avons donc dans ce type de réseau de neurones un nombre de connexions moins important que dans le cas du réseau de neurones multicouche classique. [Kadous,2012]

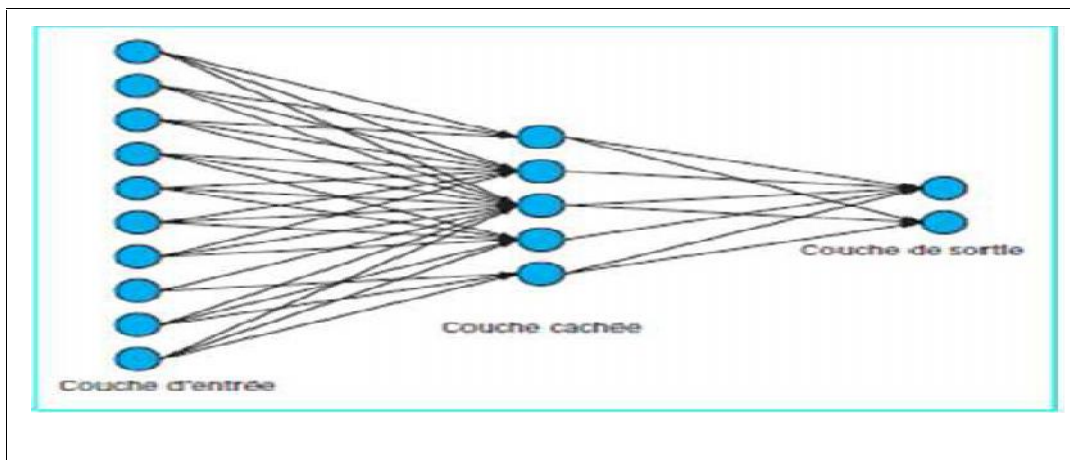


Figure 2.9: Réseau à connexion locale. [Kadous,2012]

➤ **Réseau à connexions récurrentes**

Un réseau de ce type signifie qu'une ou plusieurs sorties de neurones d'une couche aval sont connectées aux entrées des neurones de la couche amont ou de la même couche. Ces connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Les réseaux à connexions récurrentes sont des réseaux plus puissants car ils sont séquentiels plutôt que combinatoires comme l'étaient ceux décrits précédemment.

La rétroaction de la sortie vers l'entrée permet a un réseau de ce type de présenter un comportement temporel. [Kadous,2012]

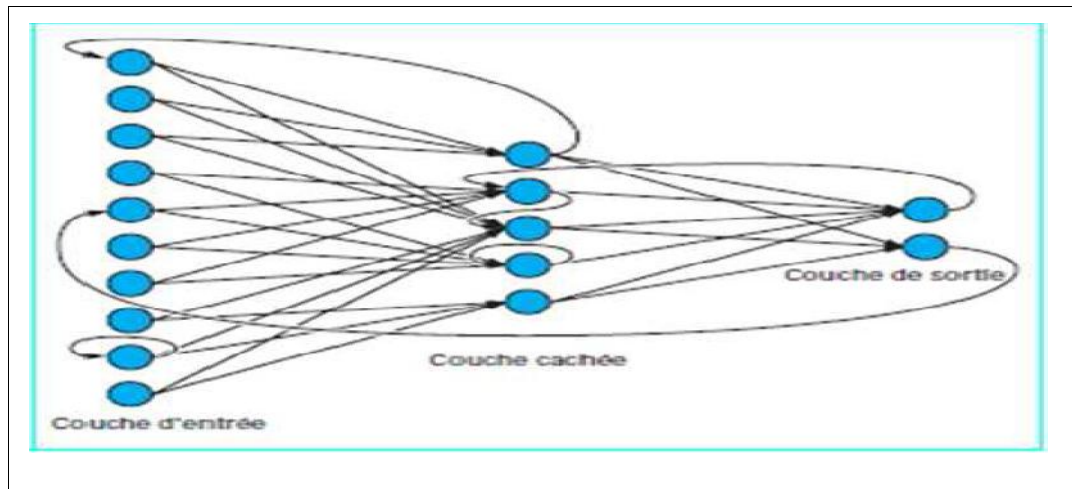


Figure 2.10 : Réseau à connexions récurrentes. [Kadous,2012]

II.4-Les grands types de réseaux

Il existe de nombreux types de réseaux neuronaux, on peut les diviser en deux grandes catégories selon la nature de leur algorithme d'apprentissage. En effet, les premiers sont dits supervisés car, lors de l'apprentissage, ils doivent disposer d'un professeur capable de leur indiquer ce qui devrait être produit en sortie pour chaque une des informations fournies en entrées. Les seconds sont dits non supervisés car ils arrivent à s'auto-organiser.

Il n'est pas possible d'énumérer l'ensemble des types de réseaux de neurones disponibles à ce jour. Les chercheurs n'ont de cesse que d'inventer de nouveaux types de réseaux toujours mieux adaptés à la recherche de solutions des problèmes particuliers.

II.4.1-Les Réseaux de Hopfield

Un réseau de Hopfield est une mémoire associative implémentée comme un réseau de neurones entièrement connectés. Il a été découvert par le physicien John Hopfield en 1982. Chaque neurone correspond à un pixel sur le motif et peut être soit actif ($S_i = +1$), soit inactif ($S_i = -1$). Chaque neurone tente de se fixer dans un état stable par rapport aux entrées qu'il reçoit des neurones auquel il est connecté. Idéalement, les états stables du réseau (c'est-à-dire lorsque tous les neurones sont dans un état stable) sont identiques aux motifs qui ont initialement été appliqués aux neurones.

Les réseaux de Hopfield sont des réseaux à minimisation d'énergie : ils sont composés de neurones entièrement interconnectés ; ils n'ont pas une "entrée" et une "sortie", mais ils évoluent à partir d'un état initial. D'une façon générale, un réseau de Hopfield est donc défini par n neurones, et par une matrice de transfert, W , symétrique. [Sylvain,2000]

II.4.1.1- Architecture et caractéristiques

Ce sont des réseaux complètement connectés, sans couches spécifiques. Chaque unité est connectée à toutes les autres, sauf elle-même, et les connexions sont symétriques c'est à dire que les connexions (i,j) et (j,i) sont affectées du même poids $w_{i,j} = w_{j,i}$. Dans leur première version les unités étaient à seuil linéaire (comme pour le perceptron). Le fonctionnement est asynchrone, ce qui évite des états d'oscillations instables. On commence par choisir une couche d'entrée, en distinguant un ensemble d'unités recevant des activations binaires 0 ou 1, puis toutes les unités révisent leurs activations dans un ordre aléatoire jusqu'à ce que le réseau atteigne un état stable dans lequel plus aucune unité ne change son activation. Cet état stable est la réponse du système à une entrée particulière. Mais il peut se produire qu'aucun état stable ne soit atteint et que le réseau se comporte de façon chaotique.

Hopfield a déterminé une quantité E , appelée énergie du réseau, qui mesure son état à un instant donné, et qui est très proche de l'énergie d'un système thermodynamique. On a pu montrer qu'un réseau de Hopfield tendait vers un état d'équilibre qui correspond à une énergie minimale, c'est à dire que l'énergie E ne peut que baisser ou rester stable. Un problème est spécifié par l'ensemble des entrées fournies au réseau, la solution est l'état stable atteint par le réseau (correspondant à une énergie minimale), et les connexions représentent des contraintes. L'état stable est celui qui satisfait le mieux ces contraintes. Mais un tel réseau peut se trouver piégé dans un minimum local qui n'est pas nécessairement le minimum absolu, l'énergie tombant dans un puits qui n'est peut-être pas le plus profond. Les machines de Boltzmann ont été justement inventées pour palier à ce défaut.

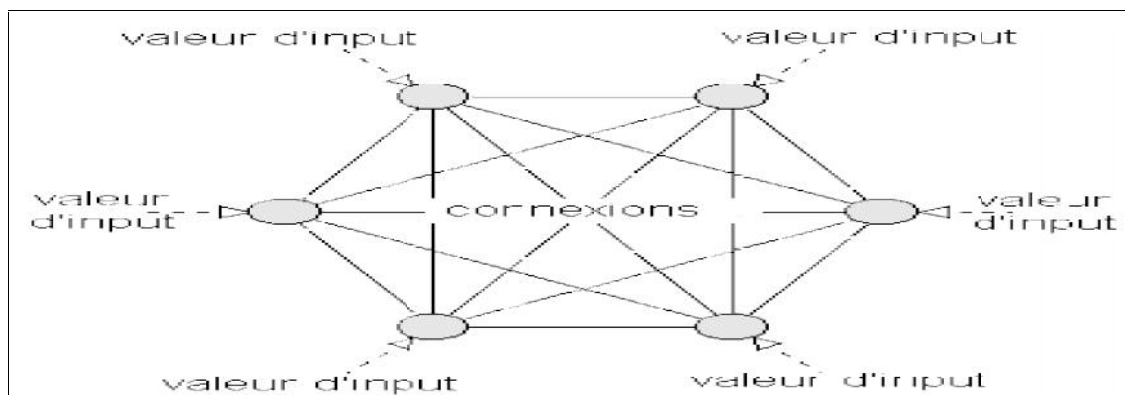


Figure 2.11 : Réseau de Hopfield . [Sylvain,2000]

II.4.2-Les cartes topologiques de Kohonen

Les cartes topologiques ou auto-organisatrices SOM (Self Organizing Maps), font partie d'une grande famille de réseaux de neurones artificiels. Elles ont été introduites pour la première fois par Teuvo Kohonen en 1982. Elles reposent sur un algorithme d'apprentissage compétitif non supervisé nommé l'algorithme de Kohonen. L'algorithme de Kohonen est un algorithme de classification, il regroupe des classes de données similaires au sens d'une métrique, le plus souvent euclidienne, sur des amas d'unités dans des cartes topologiques auto-organisatrices. L'algorithme de Kohonen est par conséquent une simple généralisation de l'algorithme d'apprentissage compétitif, en y ajoutant la notion de voisinage entre les neurones.

La carte se compose d'une grille régulière d'unités de traitement, "neurones". Un modèle d'une partie d'observation multidimensionnelle, éventuellement un vecteur consistant en des fonctionnalités, est associé à chaque unité. La carte vise à représenter toutes les observations disponibles avec une précision optimale en utilisant un ensemble restreint de modèles. Dans le même temps les modèles deviennent commandé sur la grille de sorte que des modèles semblables sont proches les uns des autres modèles et dissemblables loin les uns des autres.

[Kadous,2012]

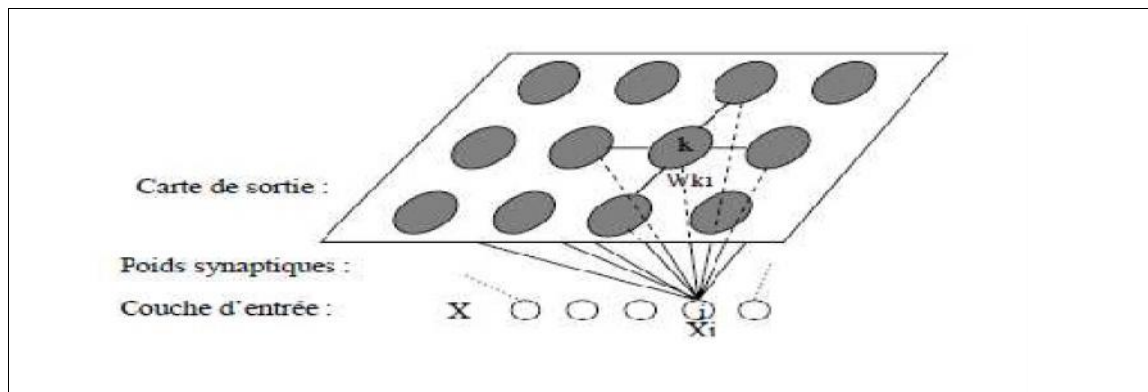


Figure 2.12: Réseau de Kohonen . [Kadous,2012]

II.4.2.1-Som (Self Organizing Map)

Le SOM sont issus des travaux de Fausett (1994) et Kohonen (1995). Ces réseaux sont très utilisés pour l'analyse de données. Ils permettent de cartographier en deux dimension et de distinguer des groupes dans des ensembles de données.

Le SOM est un algorithme utilisé pour visualiser et interpréter de vastes ensembles de données de grande dimension. Les applications typiques sont la visualisation des états de processus ou les résultats financiers en représentant les dépendances au sein des centrales de données sur la carte.

Les cartes de Kohonen, appelées aussi cartes à préservation de proximité, disposent de capacités d'apprentissage automatique, d'un bon pouvoir illustratif des résultats et d'une forte sensibilité aux données fréquentes. Elles permettent également de réduire efficacement la complexité calculatoire. Le principe général de cet algorithme consiste à initialiser les poids des neurones de la couche de Kohonen en leur attribuant des valeurs aléatoires faibles, puis à chaque itération, présenter un vecteur de données au réseau, déterminer le neurone le plus proche à ce vecteur selon une mesure de distance et modifier les poids des neurones appartenant au voisinage du neurone élu.

Le SOM sont encore largement utilisés mais les scientifiques leur préfèrent maintenant les LVQ.

Ainsi, l'algorithme d'apprentissage de la carte topologique comprend principalement deux étapes : la première consiste à sélectionner un neurone gagnant et la seconde consiste à mettre à jour le poids de ce neurone et des neurones de son voisinage. [Ritter, Martinetz, 1992]

II.4.2.2-Avantages et inconvénients des cartes topologiques de Kohonen

Les ancêtres des cartes auto-organisatrices, les algorithmes comme « k-moyennes », réalisent la discrétisation de l'espace d'entrée en ne modifiant à chaque cycle d'adaptation qu'un seul vecteur référent. Leur processus d'apprentissage est donc très long.

L'algorithme de Kohonen profite des relations de voisinage dans la grille pour réaliser une discrétisation dans un temps très court. On suppose que l'espace n'est pas constitué de zones isolées, mais de sous-ensembles compacts. Donc en déplaçant un vecteur référent vers une zone, on peut se dire qu'il y a probablement d'autres zones dans la même direction qui doivent être représentées par des vecteurs référents. Cela justifie le fait de déplacer les neurones proches du vainqueur dans la grille dans cette même direction, avec une amplitude de déplacement moins importante. L'algorithme présente des opérations simples ; il est donc très léger en termes de coût de calculs.

Le voisinage dans les cartes auto adaptatives est malheureusement fixe, et une liaison entre neurones ne peut être cassée même pour mieux représenter des données discontinues. Des neurones et les liaisons entre neurones peuvent y être supprimés ou ajoutés quand le besoin s'en fait sentir. [Ritter et al, 1992]

II.4.2.3-LVQ (Learning Vector Quantization)

Les réseaux utilisant la méthode LVQ ont été proposés par Kohonen (1988). LVQ peut être compris comme un cas particulier d'un réseau neuronal. LVQ est la seule méthode qui soit réellement adaptée à la classification de données par "recherche du plus proche voisin". [Ritter et al, 1992]

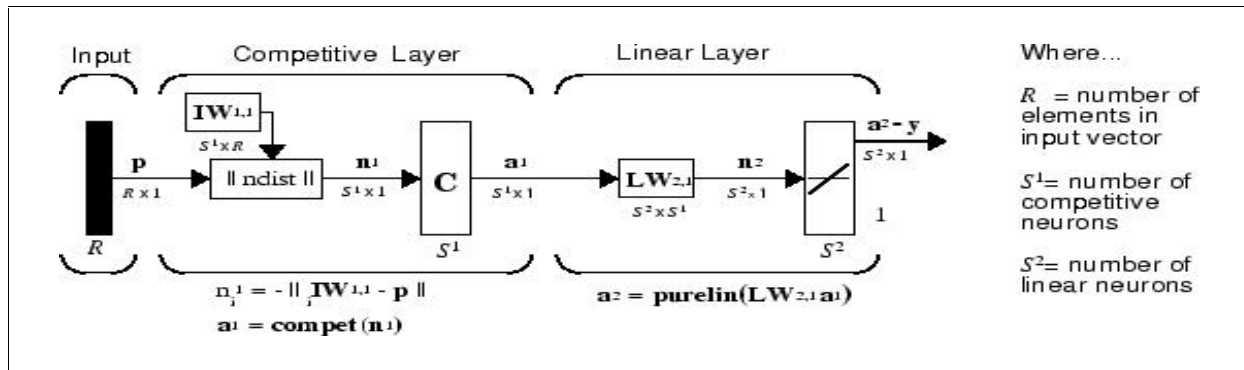


Figure 2.13: Schéma de LVQ [Ritter et al, 1992]

II.4.3- le perceptron multicouches MLP

Le perceptron multicouche (multilayer perceptron MLP) est un classifieur linéaire de type réseau neuronal formel organisé en plusieurs couches au sein desquelles une information circule de la couche d'entrée vers la couche de sortie uniquement, il s'agit donc d'un réseau de type feed-forward.

Chaque couche est constituée d'un nombre variable de neurones, les neurones de la couche de sortie correspondant toujours aux sorties du système. Le perceptron a été inventé en 1957 par Frank Rosenblatt au Cornell Aeronautical Laboratory, inspiré par la théorie cognitive de Friedrich Hayek et celle de Donald Hebb.

Dans cette première version le perceptron était alors mono-couche et n'avait qu'une seule sortie à laquelle toutes les entrées sont connectées. [Graupe, 2007]

Le perceptron multicouche est un réseau comportant (L) couches, chaque neurone d'une couche étant totalement connecté aux neurones de la couche suivante.

Chaque neurone (k) est un automate linéaire généralisé dont la fonction de transfert est supposée sigmoïdale.

L'algorithme d'apprentissage par retro-propagation du gradient de l'erreur est un algorithme itératif qui a pour objectif de trouver le poids des connexions minimisant l'erreur quadratique moyenne commise par le réseau sur l'ensemble d'apprentissage. Cette minimisation par une méthode du gradient conduit à l'algorithme d'apprentissage de retro-propagation.

Chapitre II: Réseau de neurones et le Perceptron Multicouches (MLP)

Cet algorithme, qui présente l'avantage d'exister, reste discutable dans la mesure où sa convergence n'est pas prouvée. Son utilisation peut conduire à des blocages dans un minimum local de la surface d'erreur. Son efficacité dépend, en effet, d'un grand nombre de paramètres que doit fixer l'utilisateur : le pas du gradient, les paramètres des fonctions sigmoïdes des automates, l'architecture du réseau ; nombre de couches, nombre de neurones par couche..., l'initialisation des poids.[Marc, 2004]

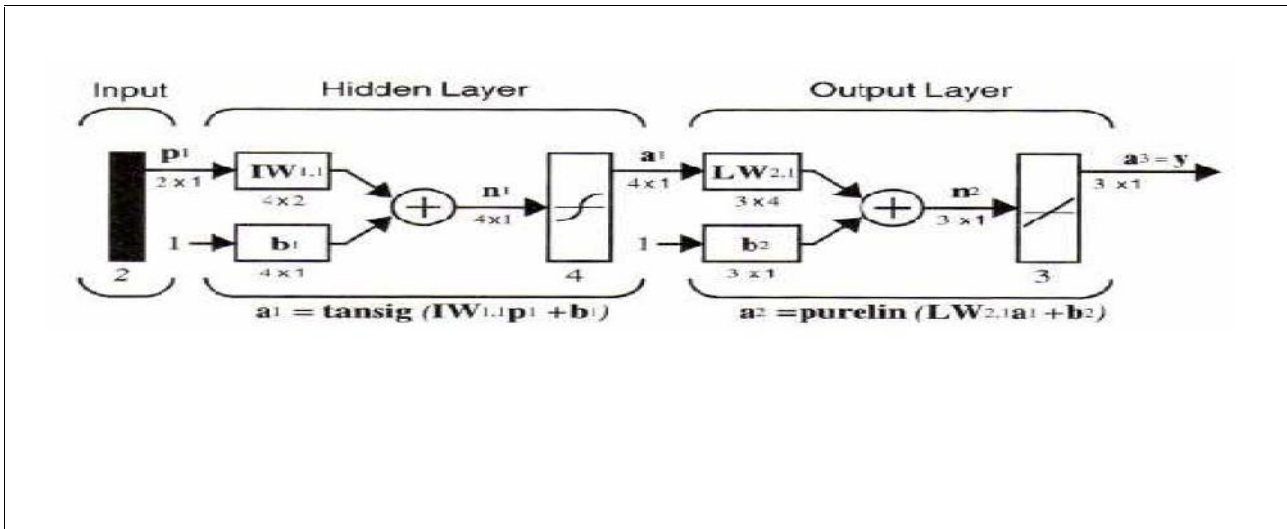


Figure 2.14: Perceptron Multicouche [Kadous,2012]

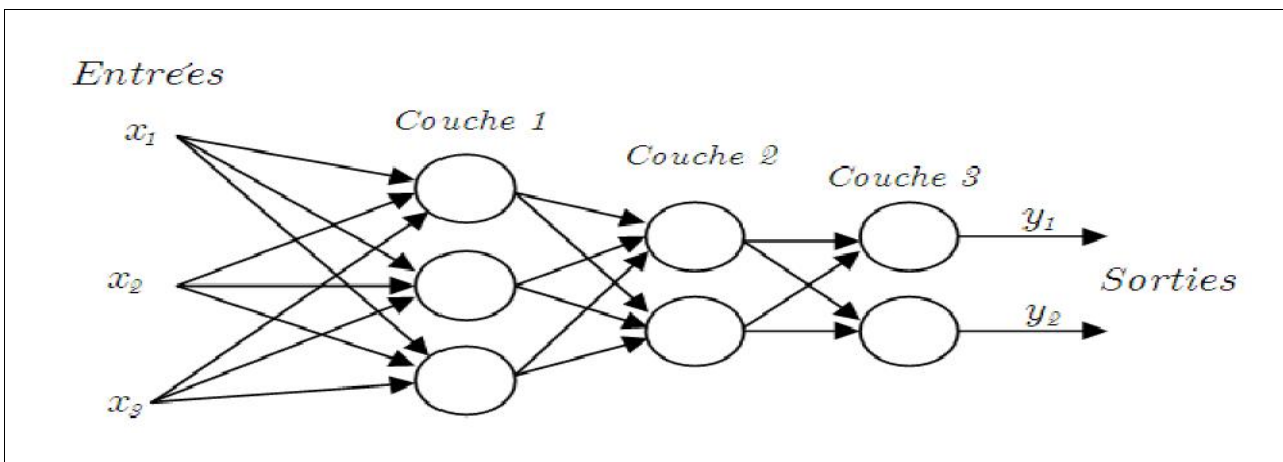


Figure 2.15: Réseau de neurone multicouche [Kadous,2012]

II.4.3.1- Algorithme d'apprentissage

Les algorithmes d'apprentissage ont pour objectif de permettre à la machine d'acquérir des connaissances opérationnelles à partir d'exemples. Ils cherchent à découvrir la structure cachée d'un ensemble de signaux à partir des valeurs observées, les facteurs inhérents qui expliquent les variations et les dépendances observées. Ils sont utiles pour la prédiction, la prise de décision, et l'analyse de données.

II.4.3.2-La base d'apprentissage

Cette phase d'apprentissage utilise ce qu'on appelle une base d'apprentissage, à savoir un ensemble de formes représentatives du phénomène étudié. Cette base est constituée de séquences d'entrées à laquelle correspondent des cibles uniques. La modification des poids du réseau se fait par un algorithme dit de rétro-propagation du gradient. [David,2002]

II.4.3.3- La base de validation

La base de validation est une base de données sur laquelle les performances du réseau vont être évaluées. Les différents calculs d'erreurs se font à partir de cette base afin de déterminer la faculté de généralisation du réseau. [David,2002]

II.4.3.4- Etape de l'apprentissage

En règle générale, le réseau de neurones est entraîné sur sa base d'apprentissage et l'erreur quadratique moyenne entre les cibles (valeurs que nous souhaitons) et les sorties du réseau est calculée.

Au fur et à mesure de l'apprentissage, cette erreur quadratique doit diminuer jusqu'au minimum global de la fonction d'erreur dans le meilleur des cas.

Parallèlement, l'erreur quadratique est également évaluée sur la base de validation. Elle permet de valider l'apprentissage du réseau et de déterminer sa qualité à généraliser sur d'autres exemples.

La figure ci-dessous représente l'évolution de l'erreur au cours de l'apprentissage en fonction du nombre de présentation de données au réseau. [David,2002]

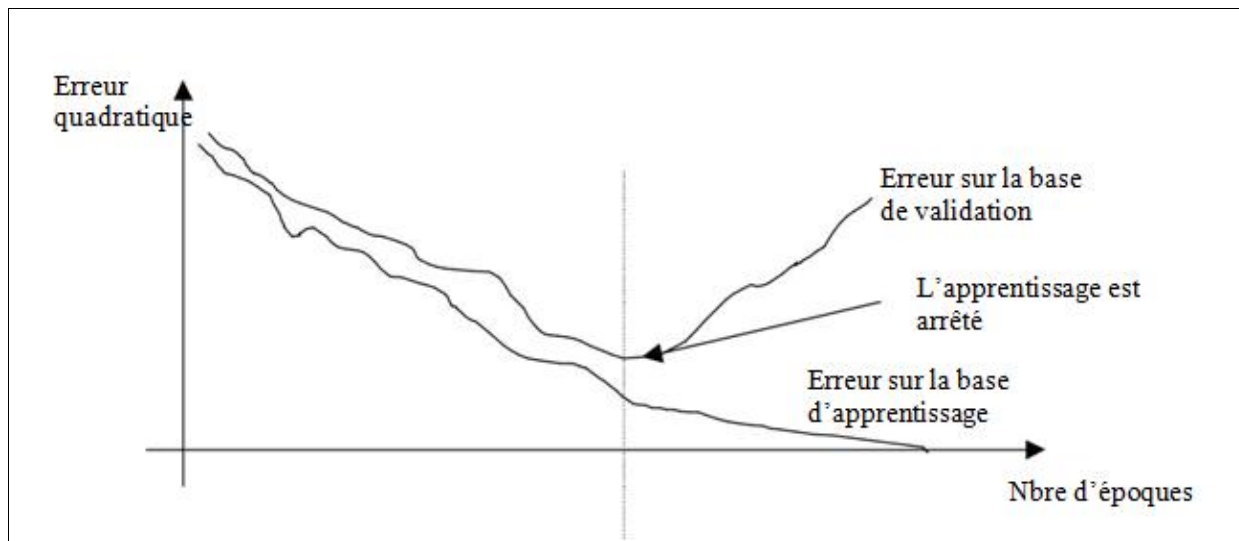


Figure 2.16: Evolution de l'erreur sur la base d'apprentissage et sur la base de validation au cours de l'apprentissage en fonction du nombre d'itérations. [David,2002]

Nous pouvons remarquer qu'à partir d'un certain temps d'apprentissage, l'erreur quadratique sur la base de validation se met à augmenter. A partir de ce moment, le réseau continue à modifier ses poids pour minimiser l'erreur sur la base d'apprentissage au détriment de l'erreur sur la base de validation.

Nous pouvons dire que le réseau entre dans une phase de sur-apprentissage. Cette phase de sur-apprentissage peut être assimilable à l'apprentissage par cœur des exemples de la base d'apprentissage.

En règle générale, l'apprentissage est arrêté dès que l'erreur sur la base de validation augmente (en fait dès que le réseau entre dans la phase de sur-apprentissage) ou au bout d'un certain nombre d'itérations (nombre que l'on se fixe) quand l'erreur sur la base de validation reste constante depuis un grand nombre d'itérations.[David,2002]

II.4.4- rétro-propagation du gradient

En statistiques, la technique de rétro-propagation du gradient est une méthode qui permet de calculer le gradient de l'erreur pour chaque neurone d'un réseau de neurones, de la dernière couche vers la première. De façon abusive, on appelle souvent technique de rétro-propagation du gradient l'algorithme classique de correction des erreurs basé sur le calcul du gradient grâce à la rétro-propagation et c'est cette méthode qui est présentée ici. En vérité, la correction des erreurs peut se faire selon d'autres méthodes, en particulier le calcul de la dérivée seconde.

Chapitre II: Réseau de neurones et le Perceptron Multicouches (MLP)

Cette technique consiste à corriger les erreurs selon l'importance des éléments qui ont justement participé à la réalisation de ces erreurs. Dans le cas des réseaux de neurones, les poids synaptiques qui contribuent à engendrer une erreur importante se verront modifiés de manière plus significative que les poids qui ont engendré une erreur marginale.

Ce principe fonde les méthodes de type algorithme du gradient, qui sont efficacement utilisées dans des réseaux de neurones multicouches comme les perceptrons multicouches. L'algorithme du gradient a pour but de converger de manière itérative vers une configuration optimisée des poids synaptiques. Cet état peut être un minimum local de la fonction à optimiser et idéalement, un minimum global de cette fonction (dite fonction de coût). Normalement, la fonction de coût est non linéaire au regard des poids synaptiques. Elle dispose également d'une borne inférieure et moyennant quelques précautions lors de l'apprentissage, les procédures d'optimisation finissent par aboutir à une configuration stable au sein du réseau de neurones. [Patrick, 1996]

II.5-Conclusion

Dans ce chapitre on a défini les réseaux de neurones qui est un ensemble d'algorithmes composé d'une succession de couches dont chacune prend ses entrées sur les sorties de la précédente.

Dans notre travail on a utilisé le MLP (le perceptron multicouches) qui est un classifieur linéaire de type réseau neuronal formel organisé en plusieurs couches au sein des quelles une information circule de la couche d'entrée vers la couche de sortie uniquement. Cette méthode permet d'effectuer une classification des arythmies cardiaques .

Chapitre III:

Résultats et interprétations

III-Présentation

Dans ce chapitre, nous allons tout d'abord présenter la base de données MIT-BIH utilisée dans notre étude, en suite nous présentons les différences interfaces de l'application réalisée en se référant au réseaux de neurones, plus particulièrement en faisant la programmation du réseau de neurones perceptron multicouches (MLP) sous Matlab, en suite nous allons donner une interprétation des résultats de classification obtenus dans notre projet.

III.1-Préparation de la base de données

III.1.1-Présentation de la base de données MIT-BIH

Depuis 1975, les laboratoires de l'hôpital de Beth Israël à Boston et MIT ont réalisé une base de données MIT/BIH, qui a été commencée à être distribuée en 1980. Cette base de données contient 48 enregistrements extraits d'une demi-heure des enregistrements ambulatoires à deux voies d'ECG, obtenus à partir de 47 sujets étudiés par le laboratoire d'arythmie de BIH entre 1975 et 1979. Vingt-trois enregistrements ont été choisis au hasard d'un ensemble de 4000 enregistrements ambulatoires de 24 heures d'ECG rassemblées d'une population mélangée des patients hospitalisés (60%) et des patients non hospitalisés (40%) à l'hôpital de Beth Israël à Boston, les 25 enregistrements restants ont été choisis parmi les mêmes enregistrements mais qui en considération des arythmies rarement observés qui ont une signification clinique. Les enregistrements ont été échantillonnés à une fréquence $F_e = 360\text{Hz}$ avec une résolution de 11 bits sur une gamme de 10 mV. Deux cardiologues ou plus ont indépendamment annoté chaque enregistrement, environ 110 000 annotations ont été inclus avec la base de données. [George, 2005]

Enregistrement	Nombres Des Battements(N)	Nombres Des Battements(V)	Nombres Des Battements(A)	Nombres Des Battements(J)
200	100	100	0	0
234	100	0	0	50
114	0	0	10	0
232	0	0	100	0

Tableau 3.1: Nombres des battements normaux et anormaux dans les enregistrements.

N; cas normale, V; extrasystole ventriculaire, A; extrasystole auriculaire, J; extrasystole jonctionnelle.

Nous avons utilisé la base de données MIT/BIH dont chaque battement cardiaque est caractérisé par des descripteurs pertinents qui sont indispensables lors de la conception de l'implémentation de tout modèle de la reconnaissance d'une anomalie cardiaque.

III.2-Implémentation de l'algorithme MLP sous Matlab

III.2.1-Structure du programme

Le programme est écrit sous Matlab et composé de 5 scripts (fichiers). 4 de ces scripts sont modifiés pour une simple utilisation du programme. Le cinquième script (App_final.m) est le script principale qui contient l'appel de l'algorithme MLP. Celui-ci permet d'obtenir de bons résultats et dans un temps raisonnable .Il existe un transfert d'information important entre l'algorithme MLP et les autres scripts.

III.2.2-Les scripts

III.2.2.1-Les script (App_final.m)

Les lignes du code suivant se trouvent dans le script (App_final.m). Elles permettent de configurer les entrées, chargement des données en faisant l'appel des autres scripts.

```
199
200 function MLP(~,~)
201
202 %Valeurs spécifiés par l'utilisateur
203 hidden_neurons = 3;
204 epochs = 25;
205
206 b = waitbar(0,'Classification en cours ...');
207 for n=1:5000
208     waitbar(n / 5000)
209 end
210 close(b);
211 msgbox('Classification avec succès','Terminer','warn');
212
213
214 % ----- Charger les données -----
215
216 xf=load(nomf)
217 var=fieldnames(xf) ;
218 mat= xf.(var{1});
219 Bd1= nomf(1:3);
220 Bd2= nomf(6:length(nomf));
221 xff=load(Bd1)
222
223 % lire la base de donné
224 var1=fieldnames(xff) ;
225 % affecter le contenu de la base de données dans une matrice
```

Figure 3.1: Lignes du code de la fonction MLP.

III.2.2.2-Les script (train_mlp.m)

Les lignes du code suivant se trouvent dans le script (train_mlp.m). Elles permettent le déroulement du réseau neuronal.

```
train_mlp.m x
1 function [model cc output] = train_mlp(input, target, hidden, iterations, learning_rate, momentum)
2     % Une fonction qui gère le fonctionnement de réseau neuronal
3     model = [];
4     model.learning_rate = learning_rate;
5     model.momentum = momentum; % for some heavy ball action
6
7     % Caractériser l'entrée et la sortie
8     [ntrain nInLayer] = size(input);
9     [jnk nOutLayer] = size(target);
10
11     % keep track of how many neurons are in each layer
12     nNeurons = [nInLayer hidden nOutLayer];
13     nNeurons(nNeurons == 0) = []; % remove 0 layers, to allow putting a zero for no hidden layers
14
```

Figure 3.2: Lignes du code de la fonction train_mlp.

III.2.2.3-Les script (test_mlp.m)

Les lignes du code suivant se trouvent dans le script (test_mlp.m).Elles permettent de calculer la sortie du modèle

```
test_mlp.m x
1 function [output cc] = test_mlp(model, input, target)
2     % Une fonction qui calcule la sortie du modèle
3     [ntest nOutLayer] = size(target);
4
5     output = zeros(ntest, nOutLayer);
6     for i = 1:ntest
7         temp = input(i,:); % output at each layer, gets updated
8         for j = 1:length(model.weights)
9             temp = temp * model.weights{j} + model.biases{j}; % calculate the output
10            temp = 1./(1+exp(-temp)); % squasht
11        end
12        output(i,:) = temp; % keep only the last output value
13    end
14    warning('off', 'all') % corrcoref gives some divide by zero errors, this is the laziest fix possible
15    cc = corrcoref(target(:), output(:));
16    if numel(cc)>1 % Octave and MATLAB do corrcoref slightly differently, so this is to make things consistent
17        cc = cc(2,1);
18    end
19 end
```

Figure 3.3: Lignes du code de la fonction test_mlp.

III.2.2.4-Les script (update_mlp.m)

Les lignes du code suivant se trouvent dans le script (update_mlp.m). La fonction dans ce code est appelée pour chaque présentation de motif.

```
function [model] = update_mlp(model, input, target)
% this function is called once for every pattern presentation, weights are
% updated every time, which is the magical step.

% this holds the activation of every neuron in every layer
activations = cell(length(model.weights)+1,1);
activations{1} = input;
```

Figure 3.4: Lignes du code de la fonction *update_mlp*.

III.2.2.4-Les script (help_fun.m)

Les lignes du code suivant se trouvent dans le script (help_fun.m). Elles concernent la production des données synthétiques.

```
function [training training_class testing testing_class] = help_fun(nclasses, noise, make_hard)
%Une fonction d'aide pour produire des données synthétiques
ntraining_per_class = 100;
ntraining = ntraining_per_class*nclasses;

ntest_per_class = 100;
ntest = ntest_per_class*nclasses;
```

Figure 3.5: Lignes du code de la fonction *help_fuc*.

III.3-Description de l'interface

III.3.1-Le menu

La réalisation technique commence par la présentation de la fenêtre principale, il s'agit de ce que voit l'utilisateur (un Menu) qui comporte trois items horizontaux, représentant les différents traitements applicables, commençant par le chargement et l'affichage de la base de données ensuite l'apprentissage avec le MLP et enfin l'aide concernant l'application.

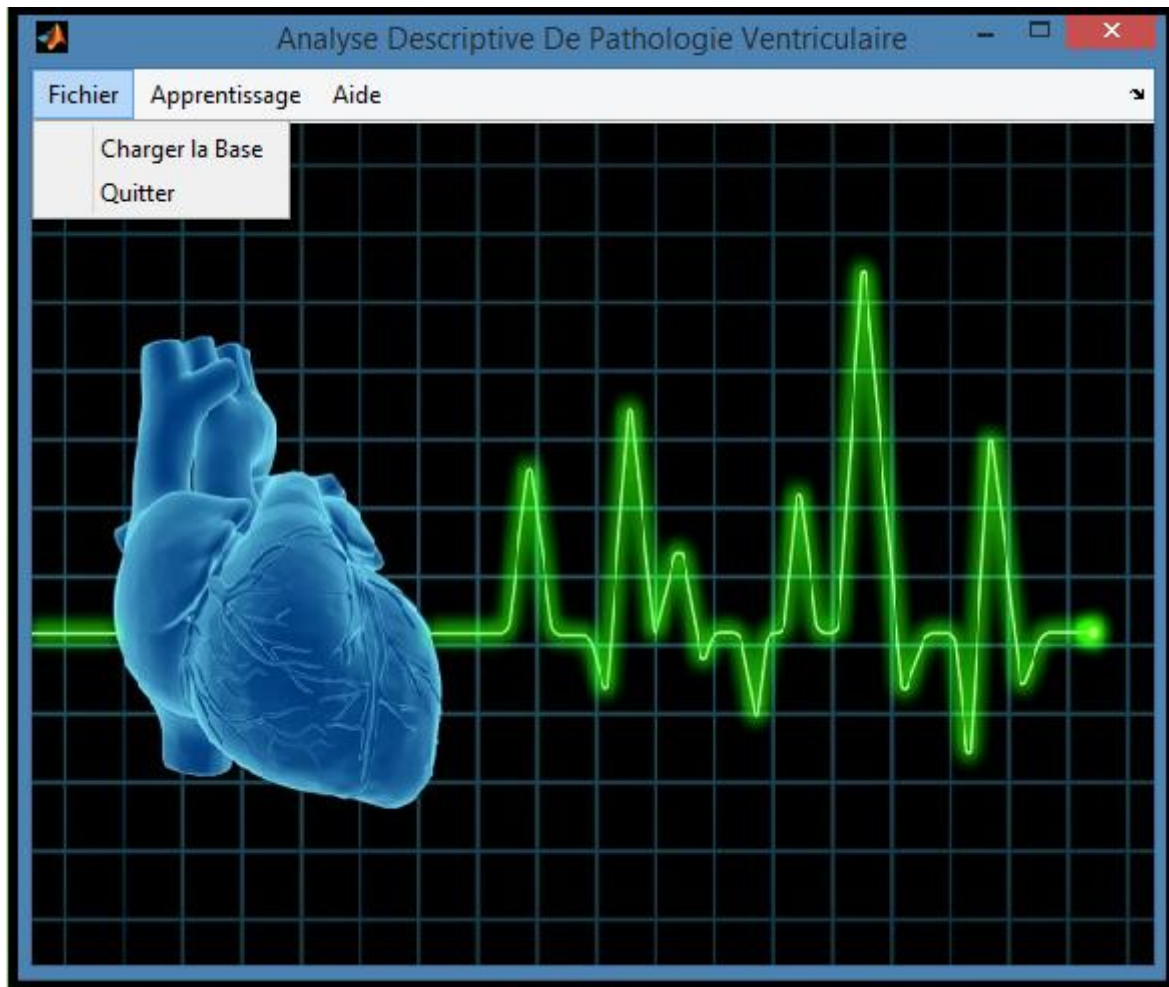


Figure 3.6: *Représentation de la fenêtre principale.*

III.3.2-Le chargement de la base de données

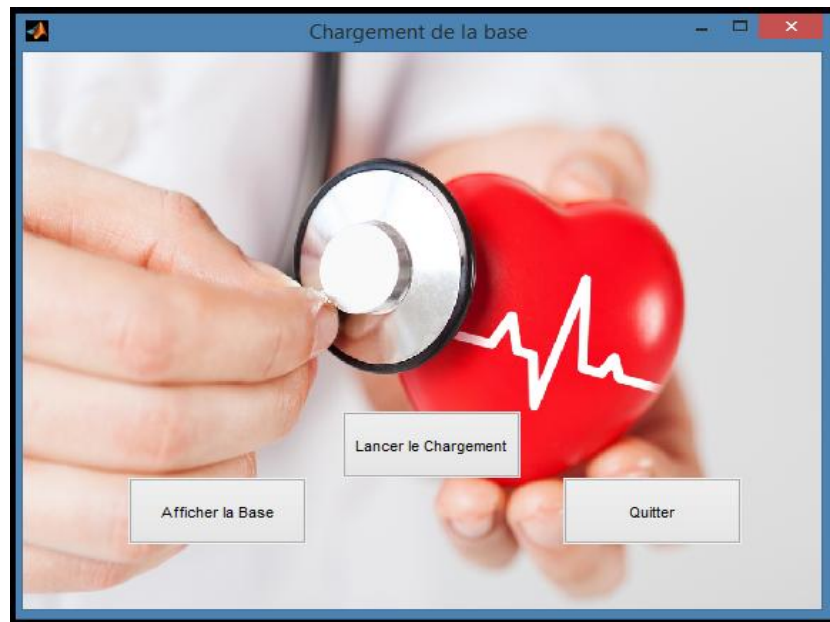


Figure 3.7: Représentation de la fenêtre du chargement de la base de données.

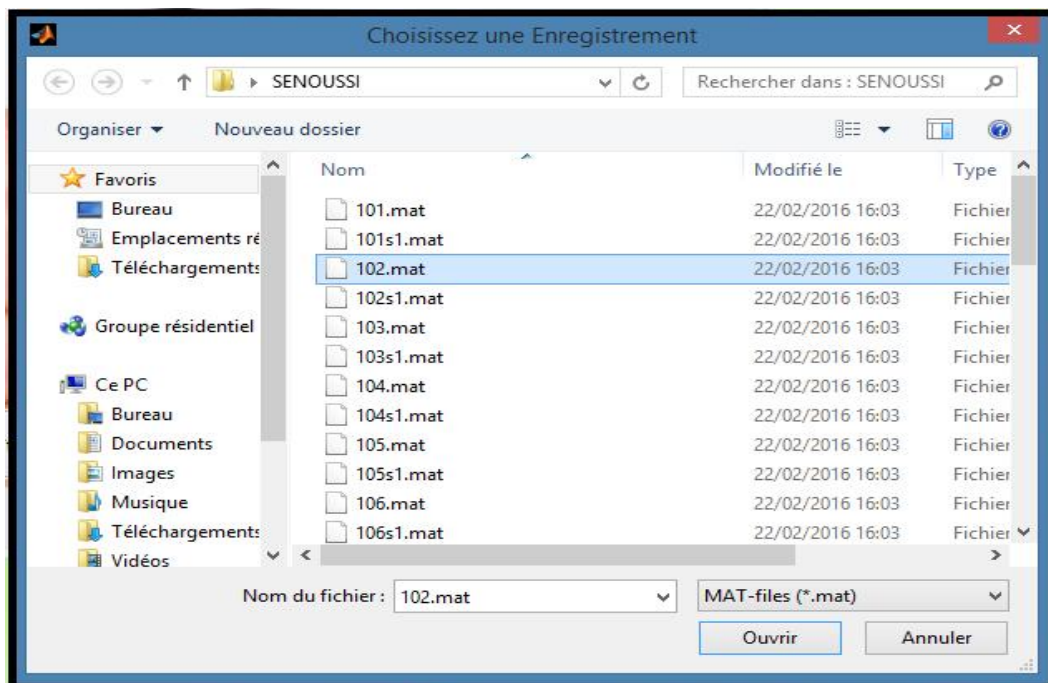


Figure 3.8: Représentation de la fenêtre du choix de la base de données.

III.3.3-Affichage de la base de données chargée

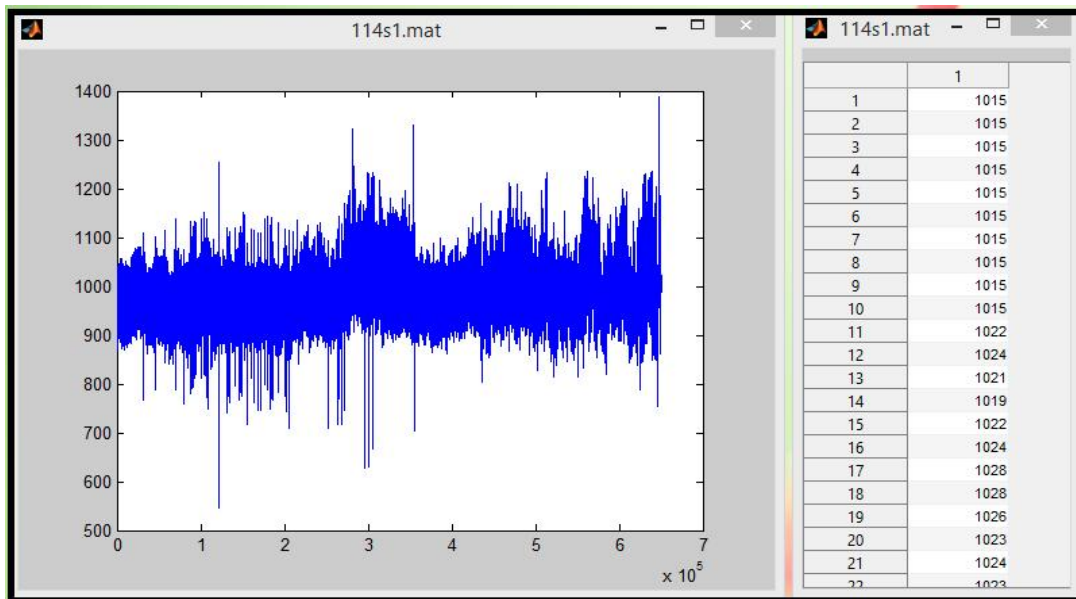


Figure 3.9: Représentation de l'affichage fenêtre de la base de données chargée.

III.3.4-Classification de la base de données chargée

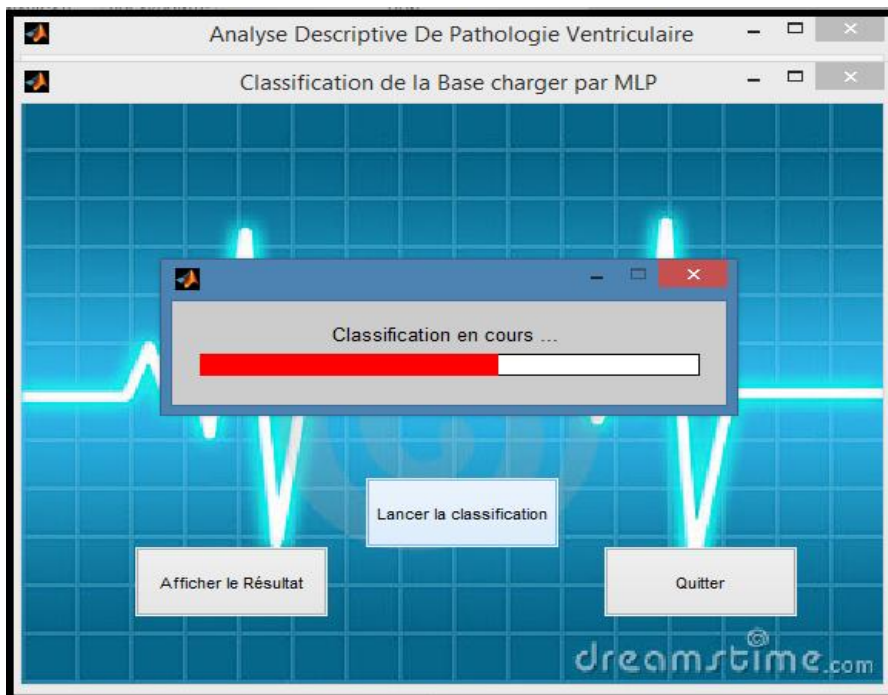


Figure 3.10: Représentation de la fenêtre de classification de la base de données chargée.

III.3.5-Résultat

Dans notre expérimentation nous avons programmé une application qui permet de faire la classification des différentes ondes d'un signal ECG. Les résultats présentés ont été obtenus en appliquant à l'entrée de classificateur des signaux ECG de la base de données MIT_BIH arrhythmia.

Nous avons exploité un outil qui permet de mesurer la qualité d'un système de classification, cet outil nous procure une matrice de confusion. Chaque colonne de cette matrice représente le nombre d'occurrences d'une classe estimée, tandis que chaque ligne représente le nombre d'occurrences d'une classe réelle. La matrice de confusion nous permet de savoir si le système est parvenu à faire une classification correcte.

	Classe estimée			
Classe réelle	92	2	0	6
	1	191	8	0
	0	12	184	4
	1	0	3	96

Tableau 3.2: La Matrice de confusion.

-Le taux de classification qui est égale à 96% représente le pourcentage correct de la classification et il est en rapport étroit avec le taux d'erreur du classifieur, le taux de classification est calculé comme suit :

$$\text{Taux de classification} = 100 * (1 - \text{erreur}).$$

-Le graphe Erreur représente erreur globale du réseau à la fin de toutes les itérations

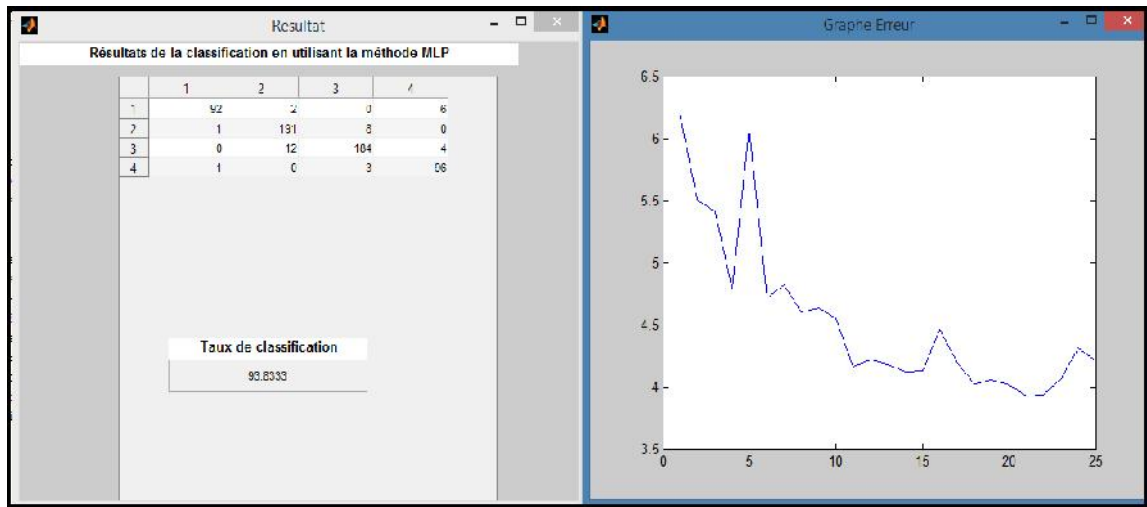


Figure 3.11: Représentation de la fenêtre de résultat de classification de la base de données chargée.

III.4-Conclusion

Dans ce chapitre, on a implémenté un système de classification des battements cardiaques basé sur l'algorithme MLP.

Notre système a été validé sur des enregistrements extraits de la base de données MIT_BIH du laboratoire de l'hôpital de Beth Israël e du Mach Institut Technologie, Les résultats obtenus sont encourageant.

Conclusion générale

Dans ce projet, on a présenté la construction anatomique et le fonctionnement du cœur, qui est un élément central du système cardiovasculaire. Le cœur est composé principalement de quatre cavités: deux oreillettes et deux ventricules, leurs contractions successives peuvent être suivies depuis la surface du corps par des électrodes, collées à la peau, qui mesurent l'activité électrique des fibres musculaires cardiaques. Cet examen non invasif s'appelle l'électrocardiogramme (ECG) quand il est effectué pendant quelques minutes à l'hôpital, et l'examen Holter lorsqu'il est effectué sur 24 heures. L'analyse de ces enregistrements permet, à elle seule, de diagnostiquer un grand nombre de pathologies et de les localiser.

Nous avons présenté en premier lieu quelques notions de la physiologie du cœur, ce qui est très important car il permet de mieux connaître la nature physiologique de l'ECG, en suite une description de la méthode MLP a été faite et qui présente un avantage majeur dans la classification grâce à la rapidité d'exécution de cette dernière. Le MLP que nous avons implémenté sous Matlab, dont le but est de réaliser une application de classification des arythmies cardiaques a donné de bons résultats avec un taux de classifications égal à 96%.

L'ETAT DE L'ART

Au cours de la dernière décennie, la reconnaissance automatique des arythmies cardiaques a constitué un domaine où plusieurs travaux ont été réalisés par différents chercheurs, on peut citer parmi eux le travail réalisé par :

[**Wieben et al,1999**], qui ont mis au point une classification basée sur les caractéristiques des bancs des filtres et les arbres de décision.

[**Al-Nashash,2000**], utilisant seulement 14 enregistrements de la base de données MIT-BIH, le classificateur basé sur les réseaux neuronaux. L'algorithme a atteint une sensibilité de 98.1%.

[**Benyetou, 2009**] a implémenté un système de classification des arythmies cardiaques par les cartes topologiques de Kohonen. Ce système est basé principalement sur l'utilisation d'une carte auto-organisatrice de Kohonen, elle reçoit en entrée 12 paramètres temporels et morphologiques caractérisant un battement ECG, ces paramètres sont déterminés principalement en utilisant la transformée en ondelettes. Quatre types d'arythmies sont considérés dans cette étude : Extrasystole Ventriculaire (EV), Extrasystole Auriculaire (EA), Bloc de Branche Droit (BBD), et Bloc de Branche Gauche (BBG), en plus du battement normal (N). Ce système a été validé sur des signaux de la base de données MIT_BIH.

[**Hendel.M, Khelil.H, 2009**] ont fait Classification des Arythmies Cardiaques par les Réseau de Neurones Artificiels. Ce système utilise la méthode de Pan et Tompkins car elle est de complexité raisonnable a été validé sur des signaux réels de la base de données MIT_BIH, les résultats obtenus en terme de taux de reconnaissance sont uniformes et dépassent les 98 % pour toutes les classes d'arythmies considérées.

Dans [**Ali.M, Faïçal.S ,2005**] la classification des arythmies cardiaques par logique floue a été faite à partir de signaux ECG. Dans ces systèmes le cadre de développement des systèmes médicaux d'aide au diagnostic. Il a été consacré notamment à l'étude des techniques de classification floues des signaux électro-cardiographiques relatifs à une anomalie cardiaque très répandue à savoir la fibrillation auriculaire. Les résultats obtenus ont été globalement satisfaisants. Toutefois, la conception du modèle flou a été laborieuse. L'intégration d'un algorithme de génération et de mise au point des fonctions d'appartenance pourrait améliorer considérablement les performances.

[**Triqui.B ,2010**] a abordé la classification des arythmies cardiaques par les chaînes de Markov cachées. L'extraction de la connaissance à partir des données cardiaques, en utilisant les chaînes de Markov cachées afin d'implémenter un classifieur des pathologies cardiaques.

[Talbi,2011] a représenté une nouvelle méthode utilisé pour l'utilisation des paramètres patients à partir du signal ESG afin de les utiliser dans la classification et la discrimination des arythmies et les anomalies cardiaques. Les réseaux de neurones artificiels (la carte SOM) ont été utilisée dans la classification et la discrimination .Les expériences de classification sont présentées en utilisant la base de données MIT-BIH.

On trouve aussi la recherche de [Lassouaoui,2004] qui a fait Classification des arythmies cardiaques par les Algorithmes génétiques. Ce système est basé sur la théorie de Darwin, sélection naturelle de variations individuelles ,les individus les plus adaptés tendent à survivre plus longtemps et à se reproduire plus aisément. L'amélioration de la population est très rapide au début, de plus en plus lente à mesure que le temps passe. La convergence est la valeur moyenne de la fonction d'adaptation à tendance à se rapprocher de celle de l'individus le plus adapté.

BIBLIOGRAPHIE

[Cabrol,2002]: C. Cabrol, "*Anatomie du cœur humain*", Université Pierre et Marie Curie, Paris, France.

[Abdelliche,2011]: F.Abdelliche, "Contribution au diagnostic des signaux électrocardiographiques en utilisant les concepts des fractales". Thèse de doctorat, Université de Constantine, faculté des sciences de l'ingénieur département d'électronique.

[Wellens,1986]: H.J.J. Wellens, "The electrocardiogram 80 years after Einthoven", in : J. Am. Coll. Cardiol. Vol.07, pp. 484-491.

[Benali,2013]: R. Benali, "Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes", Thèse de doctorat ,laboratoire de Génie Biomédical, Université Abou Bekr Belkaid ,Tlemcen .

[Graja,2008]: S. Graja, "Utilisation des méthodes d'optimisation metaheuristiques pour la résolution du problème de répartition optimale de la puissance dans les réseaux électriques", Centre universitaire d'el-oued, Alger.

[Briand, 2001]: D. Briand, "L'électrocardiogramme normal", Blocs de branche (Sémiologie ECG), Les extrasystoles , Vidal Cardiologie. Guide Pratique du Médicament. 1ère Edition. Ph. LECHAT, Ed. Editions du Vidal Paris.

[Talbi ,2011]: M. L. Talbi, "Analyse et Traitement Du Signal Electrocardiographie (ECG) " Thèse de Doctorat, Université Mentouri de Constantine ,Algerie,page07.

[Horde,2014] P. Horde, " Arythmie -Définition" ,journal des femme Santé(santemedecine.journaldesfemmes.com)

[George,2005]: (george@mit.edu) Ttechnology, IT Room E25-505A,Cambridge, MA 02139 USA.

[Benali,2007] R. Benali, A. Chikh," Reconnaissance des extrasystoles par la combinaison de réseau de neurones et la logique floue", Thèse de doctorat, laboratoire de Génie Biomédical, Université Abou Bekr Belkaid, Tlemcen.

[Graupe,2007]: PRINCIPALES OF ARTIFICIAL NEURAL,2nd Edition, World Scientific Publishing.

[Kadous,2012]: D. Kadous" Utilisation des réseaux de neurones comme outil du datamining", Université Abou Bekr Belkaid ,Tlemcen .

[Marc, 2004]: Marc Parizeau, *Le perceptron multicouche et son algorithme de rétro-propagation des erreurs*, Université Laval.

[David,2002] : WOLYNIEC David, Elaboration d'un algorithme neuronal de caractérisation des gouttes de pluie pour un spectropluviomètre, Université Grenoble Alpes, Paris, France.

[François et al, 1996]: B. François, V. Michel, "Les réseaux de neurones artificiels", Presses Universitaires de France, Que Sais-je No 3042 , 1^{re} édition, 1996

[Sylvain,2000]: B.Sylvain, Introduction aux Réseaux de Neurones,
sylbarth@gmail.com.

[Haykin,1994]: T.J. Haykin, *Neural network*, a comprehensive foundation, Prentice-Hall.

[Borne,2007]: Pierre Borne, Les réseaux de neurones - Présentation et applications, Editions Technip, coll. « Méthodes et pratiques de l'ingénieur », Paris

[Nadal,1993]: J.P. Nadal , "Réseaux de neurones : de la physique à la psychologie".

[Ritter et al ,1992]: H. J. Ritter, T. M. Martinetz, , "Neural Computation and Self-Organizing Maps : An Introduction, Addison–Wesley.

[Tschirhart,2009]: F.bien Tschirhart ," Réseaux de neurones formels appliqués à l'Intelligence Artificielle et au jeu", mémoire de master de recherche en multimédia et animation numérique, Paris.

[Wieben et al,1999]: O. Wieben, livre "Classification of premature ventricular complexes using filter bank features, induction of decision trees and a fuzzy rule-based system",pp 560–565,Washington,USA,septembre 1999 .

[Al-Nashash,2000]: "Cardiac Arrhythmia Classification Using Neural Networks ",school of Enginneering,American University of Sharjah,P.O.Box,United Arab Emirates.

[Benyetou, 2009] : Benyettou Abdelkader, Université des Sciences et de Technologie d’Oran Département d’informatique, laboratoire SIMPA ,El M’nouar BP 1505, Oran Algérie.

[Hendel.M, Khelil.H, 2009]: Hendel Mounia, Khelil Hiba "Classification des Arythmies Cardiaques par les Réseau de Neurones Artificiels", Université des Sciences et de Technologie d’Oran Département d’informatique, laboratoire SIMPA ,El M’nouar BP 1505, Oran Algérie.

[Ali.M, Faiçal.S ,2005] : Ali MESSAOUD, Faiçal SELLAMI," Classification des arythmies cardiaques par logique floue à partir de signaux ECG",LETI, Laboratoire d’Electronique et de Technologies de l’Information *Ecole Nationale d’Ingénieurs de Sfax, 3038 Sfax, Tunisie.*

[Triqui.B ,2010]: Bouchra TRIQUI, "Classification des arythmies cardiaques par les chaînes de Markov cachées",Pour l'obtention du diplôme de MAGISTER, Université des sciences et de la technologie d'Oran Mohamed Boudiaf.

[Lassouaoui,2004]: LASSOUAOUI Nadia," LES ALGORITHMES GENETIQUES APPLICATION A LA SEGMENTATION DES IMAGES, Ecole Nationale Polytechnique, Laboratoire Signal & Communications 10 Avenue Hacén Badi, BP 182, El Harrach, Alger.

