

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**

**Université Kasdi Merbah Ouargla**

**Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de La Communication**

**Département d'électronique et des Télécommunications**



**Mémoire**

**MASTER ACADEMIQUE**

**Domaine: Sciences et technologies**

**Filière: Télécommunications**

**Spécialité: systèmes des télécommunications**

**Présenté par:**

**Ramla Halimi**

**Yamina Hammouya**

**Thème**

# **Classification d'un signal ECG par RNA(RBF)**

**Soutenu publiquement**

**Le: 30/06/2019**

**Devant le jury**

**\*Dr. CHARRIF**

**Fella**

**M. C. A.**

**Président de jury**

**\*Dr. GAMOUH**

**Samia**

**M.C.B.**

**Examineur**

**\*Dr. BOUCHOUAREB**

**Rachida**

**M.C.B.**

**Encadreur**

**Promotion 2018/2019**

# REMERCIEMENTS

*Avant tout, nous remercions en premier lieu Allah le tout puissant de nous avoir illuminé et ouvert les voies du savoir, et pour nous avoir accordé la volonté et le courage pour élaborer ce travail. Surtout pour notre chère enseignante **Dr. Rachida BOUCHOUAREB** pour son Encadrement, sa patience et d'avoir accepté de diriger ce travail et d'avoir mis à nos disposition tous les moyens qui nous a permis de mener à terme cette étude et aussi pour ses précieux conseils et ses encouragements et son aide jusqu'à l'achèvement de ce travail. Aussi à nos enseignants **Dr. Karim FERROUDJI, Dr. Sabrina BENKRINAH, Dr. Folla CHARRIF** et **Mr. Nadjib NASRI** pour leurs aides et leurs conseils judicieux*

*Je tiens aussi à remercier les membres du jury **Dr CHARRIF Fella** et **Dr. GAMOUH Samia**. qui m'ont fait l'honneur de participer à examiner ce travail*

# DEDICACES

*Nous tenons à dédier ce modeste travail à :*

*À nos parents,*

*À nos frères,*

*À nos sœurs,*

*À nos familles,*

*Vous vous êtes dépensés pour moi sans compter. En reconnaissance de tous les sacrifices consentis par tous et chacun pour me permettre d'atteindre cette étape de ma vie.*

*Vous avez de près ou de loin contribué à ma formation.*

*À tous nos amis et nos collègues d'auditoires et tous ceux de la*

*Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de La*

*communication.*

*De l'Université de KASDI MERBAH.*

*HAMMOUYA YAMINA & HALIMI RAMLA*

## Résumé

L'électrocardiogramme (ECG) est un test qui mesure le rendement électrique du cœur. Il est l'un des tests les plus importants dans le domaine de la médecine car il est utilisé pour détecter tout les problèmes du cœur. Pour voir les résultats de ce test, nous avons appliqué les réseaux de neurones artificiels, exactement le réseau de la fonction à base radial (RBF) pour prédire la classification des signaux ECG. Chaque neurone de traitement reçoit un nombre quelconque d'entrées ou de variables et fournit un signal sortant. Les neurones traités sont regroupés en trois couches (une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie) pour former l'architecture de ce réseau.

Le but de notre travail est l'obtention de la classification ECG pour chaque signal avec un très faible taux d'erreur et une bonne précision. La valeur de l'erreur quadratique trouvée ainsi que la précision lors de ce travail signifient que le réseau RBF est un bon réseau pour classifier des battements cardiaques.

**Mots Clés:** Signal ECG (Electrocardiogramme), RNA (Réseau de neurones artificiel), RBF (Les réseaux à fonction radiale), MIT-BIH data base.

## Abstract

The electrocardiogram (ECG) is a test that measures the electrical performance of the heart. It is one of the most important tests in the field of medicine because it is used to detect all heart problems. To see the results of this test, we applied the Artificial Neural Network, exactly the Radial-Based Functional Network (RBF) to predict the classification of ECG signals. Each processing neuron receives any number of inputs or variables and provides an outgoing signal. The treated neurons are grouped into three layers (an input layer, a hidden layer and an output layer) to form the architecture of this network.

The purpose of our work is to obtain the ECG classification for each signal with a very low error rate and high accuracy. The value of the quadratic error and the accuracy found during this work means that the RBF network is a good network for classifying heart beats.

**Key words:** ECG signal (Electrocardiogram), RNA (Artificial neural network), RBF (Radial function networks), MIT-BIH data base.

## ملخص

مخطط القلب الكهربائي (ECG) هو اختبار يقيس الأداء الكهربائي للقلب. إنه أحد أهم الاختبارات في مجال الطب لأنه يستخدم للكشف عن جميع مشاكل القلب. للإطلاع على نتائج هذا الاختبار طبقنا الشبكة العصبية الاصطناعية، بالضبط الشبكة الوظيفية المستندة إلى شعاعي (RBF) للتعليق بتصنيف إشارات تخطيط القلب.

تتكون الشبكة العصبية الاصطناعية (RBF) من مجموعة من الخلايا العصبية المعالجة مثبتة بطرق مختلفة. تستقبل كل خلية عصبية معالجة أي عدد من المدخلات أو المتغيرات وتوفر إشارة صادرة. يتم تجميع الخلايا العصبية المعالجة في ثلاث طبقات (طبقة إدخال ، طبقة مخفية وطبقة مخرجات) لتشكيل بنية هذه الشبكة.

الغرض من عملنا هو الحصول على تصنيف ECG لكل إشارة بمعدل خطأ منخفض للغاية وبدقة عالية. تعني قيمة الخطأ التربيعي الذي تم العثور عليه ونسبة الدقة الجيدة أثناء هذا العمل أن شبكة RBF هي شبكة جيدة لتصنيف نبضات القلب.

**الكلمات الرئيسية:** إشارة تخطيط القلب (ECG)، الشبكة العصبية الاصطناعية (RBF) شبكات وظيفية الشعاعية (RNA) ، قاعدة البيانات MIT-BIH .

# SOMMAIRE

<b>LISTE DES FIGURES .....</b>	<b>iv</b>
<b>LISTE DES TABLEAUX.....</b>	<b>vi</b>
<b>LISTE DES ABREVIATIONS.....</b>	<b>vii</b>
<b>INTRODUCTION GENERALE.....</b>	<b>01</b>
<b>CHAPITRE 01: LE SIGNAL ELECTROCARDIOGRAMME(ECG)</b>	
1-Introduction.....	03
2- Définition du cœur.....	03
2-1- Dérivantes couches de cœur.....	03
2-2- Conduction électrique du cœur.....	04
3- Définition de l'électrocardiogramme.....	05
3-1- Dérivations dans le plan frontal.....	06
3-2- Dérivations dans le plan horizontal.....	06
3-3- Position des électrodes.....	07
4- Tracé électrique du cœur.....	08
5- Electrocardiogramme normal.....	08
6- Artefacts visible sur l'électrocardiogramme.....	10
7- Conclusion.....	11
<b>CHAPITRE 02: LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS(RBF)</b>	
1- Introduction .....	12
2- Définition des réseaux de neurones artificiels(RNA) .....	12
3- Notions de base sur les réseaux de neurones.....	13
4- Architecture des réseaux de neurones.....	15
4-1- Réseaux de neurones bouclés (récurrents) .....	16
4-2- Réseaux de neurones non bouclés (en Anglais feedforward) .....	17
5- Réseau à fonction de base radiale (RBF) .....	19
6- Utilisation de réseau RBF.....	21
7- Avantages et inconvénients de réseau RBF .....	22
8- Conclusion.....	22
<b>CHAPITRE 03: RESULTATS ET DISCUSSION</b>	
1- Introduction.....	23

2- Choix de la base de données .....	23
3- Choix du vecteur d'entrée.....	23
4- Simulation du réseau RBF.....	25
4-1- Paramètres du réseau RBF.....	25
4-2- Algorithme d'apprentissage réseau (Algorithme de formation de RBF).....	26
5- Classification de la base de donnée.....	28
6- Résultats est discussions.....	28
7- Conclusion.....	29
<b>CONCLUSION GENERAL.....</b>	<b>30</b>
<b>REFERENCES</b>	

# **LISTE DES FIGURES**



## Liste des figures

Figure 1-1: Anatomie du coeur et des vaisseaux associés.....	04
Figure 1-2: Schéma général du coeur.....	05
Figure 1-3: Position des électrodes des dérivations bipolaires et des dérivations unipolaires..	06
Figure 1-4: Les dérivations précordiales.....	07
Figure 1-5: Axe moyen du QRS.....	07
Figure 1-6: L'onde électrique d'un battement de coeur.....	08
Figure 1-7: Electrocardiogramme normal.....	08
Figure 2-1: Réseau de neurone artificiel.....	12
Figure 2-2: Neurone biologique.....	13
Figure 2-3: Schéma d'une synapse.....	13
Figure 2-4: Neurone artificiel.....	14
Figure 2-5: Schéma général des différentes topologies des réseaux de neurones.....	15
Figure 2-6: Représentation fonctionnelle d'un réseau de neurones bouclé.....	16
Figure 2-7: Réseau de Kohonen.....	16
Figure 2-8: Réseau de Hopfield.....	16
Figure 2-9: Réseau ART.....	17
Figure 2-10: Représentation fonctionnelle des réseaux de neurones non bouclés.....	17
Figure 2-11: Perceptron de Rosenblatt.....	18
Figure 2-12: Perceptron multicouche.....	18
Figure 2-13: Schéma de réseau RBF.....	18
Figure 2-14: L'apprentissage supervisé.....	20
Figure 2-15: Le mode non-supervisé.....	21
Figure3-1:les ondes et les intervalles de ECG.....	24
Figure 3-2: ECG anormal (ECG 18184 de la base de donnée MIT-BIH des arythmies cardiaques).....	25
Figure 3-3: ECG normal (ECG 210 de la base de donnée MIT-BIH des arythmies cardiaques)	25
Figure 3-4:architecteur de RBF.....	26
Figure 3-5:l'organigramme de réseau RBF.....	27
Figure3-6:les échantillons de chaque classe: la classe 1(arythmie)et la classe 2(rythme).....	28

# **LISTE DES TABLEAUX**

## Liste des tableaux

Tableau 2-1: Les fonctions d'activation.....	15
Tableau 2-2: Règles d'apprentissage.....	21
Tableau 3.1: les différent caractéristiques d'un ECG normal.....	24
Tableau 3-2: Résultats de la simulation de notre RBF.....	29

## LISTE DES ABREVIATIONS

**ART:** Adaptative Résonance Théorie

**ECG:** Electrocardiogramme

**PMC:** Perceptron multicouche

**RBF:** Les réseaux à fonction radiale

**RNA:** Réseau de neurones artificiel

**SOM:** Self Organizing Map

**MSE:** erreur quadratique moyenne

**AV:** Auriculo- Ventriculaire

# **INTRODUCTION GENERALE**

### INTRODUCTION GENERALE

Au cours de la dernière décennie, La reconnaissance automatique des arythmies cardiaques a constitué un domaine où plusieurs travaux ont été proposés par différents chercheurs. Certaines méthodes sont simples, elles ont été développées pour la discrimination entre les battements normaux et les battements ESV, d'autres travaux sont beaucoup plus complexe, ils ont mis au point une classification entre plusieurs types d'arythmies en même temps. Plusieurs problèmes ont été rencontrés dans la détection et la classification des arythmies cardiaques dans différents travaux de recherche qui sont récapitulés comme suit :

On peut citer les travaux de **Wieben et al** qui ont mis au point une classification basée sur les caractéristiques des bancs des filtres et les arbres de décision. L'algorithme a atteint une sensibilité de 85,3% et une prédictive positive de 85,2%. Utilisant seulement 14 enregistrements de la base de données MIT-BIH, le classificateur basé sur les réseaux neuronaux présenté par **Al-Nashash** a atteint une sensibilité de 98,1% et une prédictive positive de 94.7%. [04]

L'objectif de ce travail est de proposer une méthode bien précise et facile pour la prédiction de la classification d'un signal ECG par les réseaux de neurones artificiels en se basant sur la base de données MIT\_BIH des arythmies cardiaques.

Le réseau neuronal artificiel est un modèle de traitement de l'information inspiré par la biophysique pour imiter le réseau neuronal. La technologie de traitement du réseau de neurones artificiels est basée sur des cellules neurales artificielles, qui sont interconnectées dans une architecture de réseau qui travaille en coordination pour résoudre certains problèmes [30]. Parmi les réseaux de RNA nous avons choisi le réseau RBF pour classifier notre ECGs.

Le réseau RBF utilise un algorithme d'apprentissage très rapide, il apprend en lui donnant un ensemble d'exemples, il doit être sélectionné avec soin, car il contribuera à accélérer l'apprentissage en réseau. Cet ensemble d'exemples s'appelle la catégorie d'apprentissage, puis tester le réseau par un autre ensemble pour voir la classification par ce réseau.

Notre travail est constitué de trois chapitres :

Le premier chapitre consiste à une étude bibliographique sur l'ECG, sa définition et ses caractéristiques principales.

Dans le deuxième chapitre nous avons présentées quelques informations sur les réseaux de neurones artificiels, nous avons consacré à expliquer le réseau RBF qui est la base de notre travail, son architecteur, son principe et son fonctionnement.

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

Et enfin une conclusion générale.



# **ELECTROCARDIOGRAMME(ECG)**



## 1- Introduction

Le cœur est un muscle mécanique qui pompe le sang 72 fois par minute chez l'homme. C'est l'un des organes vitaux les plus importants du corps et il peut provoquer des perturbations importantes, c'est ainsi que l'invention de l'ECG de 12 pôles tout au plus, utilisée dans le diagnostic des maladies cardiaques, se fait par l'installation de ces électrodes sur le corps du patient et par l'utilisation de certaines techniques et méthodes analytiques. Électrophysiologie du cœur. Alors, quel est l'électrocardiogramme? Comment est-il testé? Quels sont les éléments les plus importants?

## 2- La Définition du cœur

Le cœur est un muscle qui a pour fonction de faire circuler le sang dans l'organisme en agissant comme une pompe par des contractions rythmiques. Il est capable de faire circuler 4 à 5 litres de sang, en permanence, depuis la naissance jusqu'à la mort. Chaque jour, le cœur doit battre en moyenne 100.000 fois, et pomper 8.000 litres de sang, soit 2 milliards de battements en moyenne dans une vie. Le rythme cardiaque est aussi capable de s'adapter aux besoins du corps. Lorsque celui-ci est au repos, le cœur bat 60 à 100 fois par minute.[12]  
Le cœur se compose de trois couches et de quatre chambres.

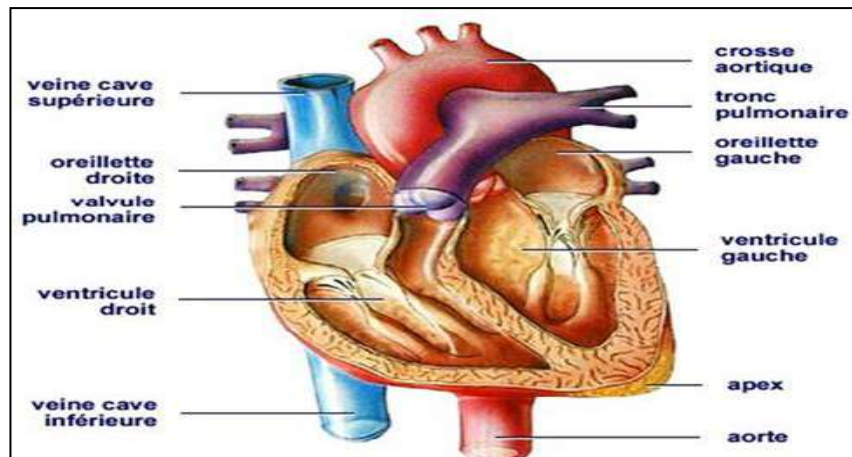
### 2 1- Les différentes couches de cœur

➤ **La couche externe:** est mince et sa fonction protège le cœur des frottements lorsqu'il est au stade des contractions.

➤ **La couche intermédiaire:** qui est épaisse et est responsable du pompage, est constamment rétrécie.

➤ **La couche interne:** est la couche interne de la paroi du cœur.

Ces trois couches aident le cœur dans le processus de constriction et d'expansion du cœur.[31]



**Figure 1-1: Anatomie du coeur et des vaisseaux associés.[04]**

## **2-2- La conduction électrique du coeur**

La contraction du muscle cardiaque(ou myocarde) a pour origine la propagation d'une onde électrique qui excite les cellules musculaires dans un ordre bien établi afin que la contraction soit la plus efficace possible. Le système spécialisé d'excitation/conduction électrique comprend:[05]

### **➤ Le nœud sinusal(NS):**

L'activité électrique est générée spontanément dans le nœud sinusal qui est situé dans la partie haute de la paroi intérieure de l'oreillette droite, au niveau où débouche la veine cave supérieure.[05]

### **➤ Le nœud auriculo-ventriculaire (NAV) :**

Ralentit l'influx électrique de 0,1 seconde, protégeant ainsi les ventricules contre des rythmes supraventriculaire trop rapides, et transmet l'influx ralenti au Faisceau de His. Faisant parti du centre d'automatisme secondaire, le NAV peut entraîner la dépolarisation des ventricules à une fréquence de 40 à 60 impulsions par minute.[18]

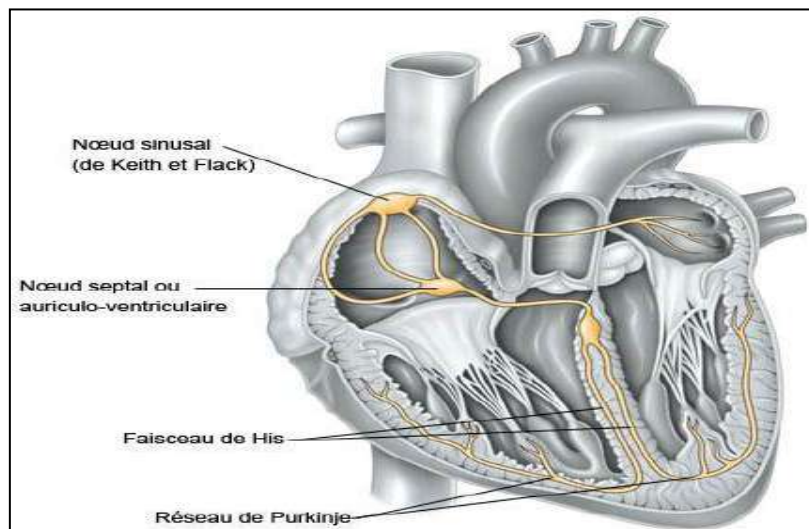
### **➤ Le faisceau de His :**

Il est le prolongement du Nœud auriculo-ventriculaire. Sa fonction première est de diffuser l'influx électrique vers les branches gauche et droite du faisceau de His. Il fait

également parti du centre d'automatisme secondaire et peut entraîner la dépolarisation des ventricules à une fréquence de 40 à 60 impulsions par minute.[18]

➤ **Les fibres de Purkinje :**

Réseau parcourant les ventricules permettant à l'influx électrique de se propager dans les ventricules et de terminer son cheminement. Étant le centre d'automatisme tertiaire, il peut se décharger spontanément et entraîner les ventricules à une fréquence d'environ 20 à 40 impulsions par minute.[18]



**Figure 1-2: Schéma général du cœur.[06]**

### **3- Définition de l'électrocardiogramme**

L'électrocardiographie(ECG) est la représentation graphique du potentiel électrique qui commande l'activité musculaire du coeur.[07] L'ECG exprime donc les événements électriques de l'excitation cardiaque et peut renseigner sur l'état du coeur. La fréquence de battement, la nature et la genèse du rythme, l'excitation et ses effets, ainsi que les perturbations éventuelles, que celles-ci soient d'origine anatomique ou mécanique, qu'elles concernent des altérations tissulaires ou des perturbations de la circulation sanguine sont véhiculées par le signal de l'ECG, d'où son extrême importance.[10]

L'électrocardiogramme est constitué en général de:

- Un ensemble d'électrodes destinées à être appliquées en contact direct du patient.
- Un système d'amplification des signaux issus des électrodes.
- Un appareil enregistreur.

- Un système d'enregistrement graphique.[07]

### 3-1- Dérivations dans le plan frontal

#### 1- Dérivations bipolaires

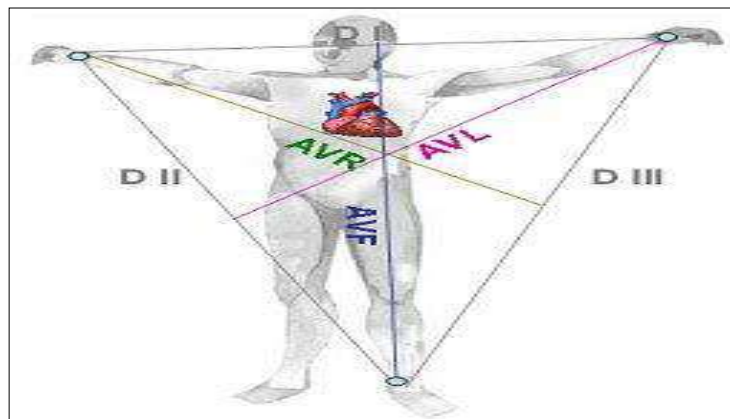
Les trois dérivations bipolaires I, II, III dites dérivations de Einthoven

- **DI**: enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet droit et le poignet gauche.
- **DII**: enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet droit et la jambe gauche.
- **DIII**: enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet gauche et la jambe gauche.[07]

#### 2- Dérivations unipolaires

Plus les dérivations unipolaires aVR, aVL ,aVF dites de Wilson:

- **aVL (left)** pour l'avant-bras gauche.
- **aVR (right)** pour l'avant-bras droit.
- **aVF (foot)** pour la jambe gauche.[07]



**Figure 1-3: Position des électrodes des dérivations bipolaires et des dérivations unipolaires.[10]**

### 3-2- Dérivations dans le plan horizontal

Ce sont des dérivations unipolaires fixées en des points définis sur la paroi thoracique désignés par Wilson.

On les nomme pour les dérivations standards: V1 à V6:

V1 est placée sur le 4<sup>ème</sup> espace intercostal droit, au bord droit du sternum.

V2 est placée sur le 4<sup>ème</sup> espace intercostal gauche, au bord gauche du sternum.

V4 est placée sur le 5<sup>ème</sup> espace intercostal gauche, sur la ligne médio claviculaire.

V3 est placée entre V2 et V4.

V5 est placée sur le 5<sup>ème</sup> espace intercostal gauche, sur la ligne axillaire antérieure.

V6 est placée sur le 5<sup>ème</sup> espace intercostal gauche, sur la ligne axillaire moyenne.[19]

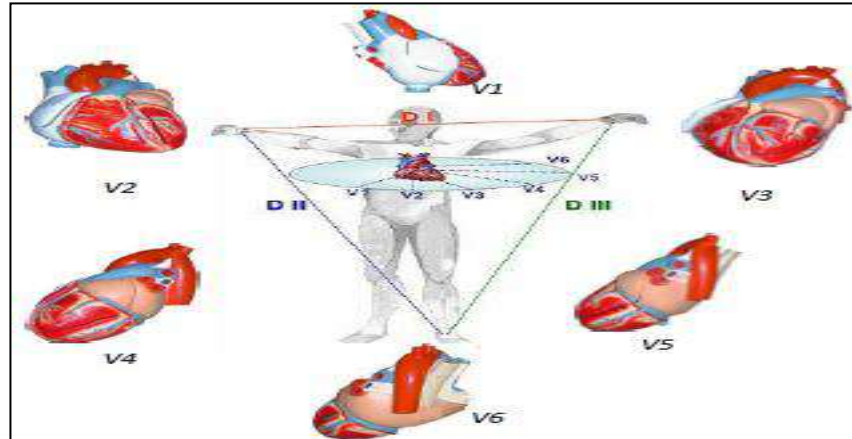


Figure 1-4: Les dérivations précordiales.[10]

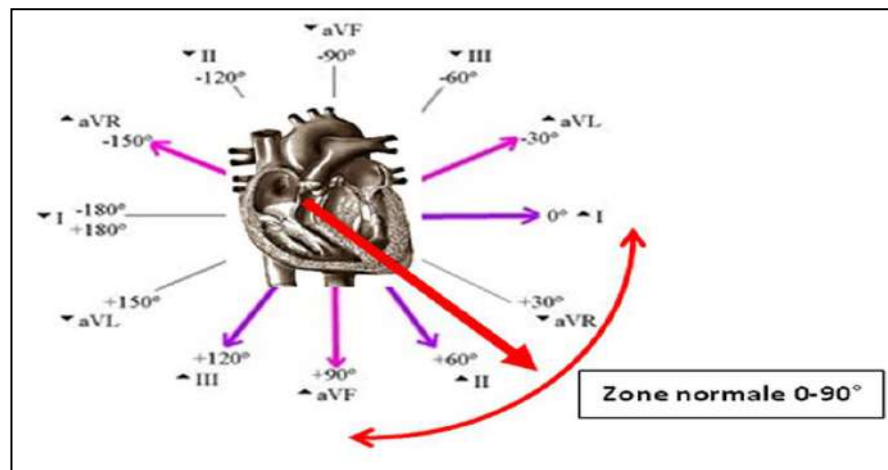


Figure 1-5: Axe moyen du QRS.[08]

### 3-3- Position des électrodes

Les dérivations unipolaires des membres AVR, AVL et AVF utilisent le même emplacement d'électrode que les dérivations standards des membres. Quelle est la différence? Contrairement à des dérivations standards des membres, les dérivations augmentées des membres sont unipolaires. Au lieu de mesurer le potentiel électrique existant entre 2

électrodes (+ et -), IL détermine directement le point milieu. Autrement dit, les dérivations standards et unipolaires des membres ont un point en commun: elles regardent le coeur de votre patient de face (plan frontal du corps).[10]

**4- Tracé électrique du cœur**

La visualisation de l'activité électrique du coeur pour un seul battement, donne un tracé constitué de trois ondes successives.

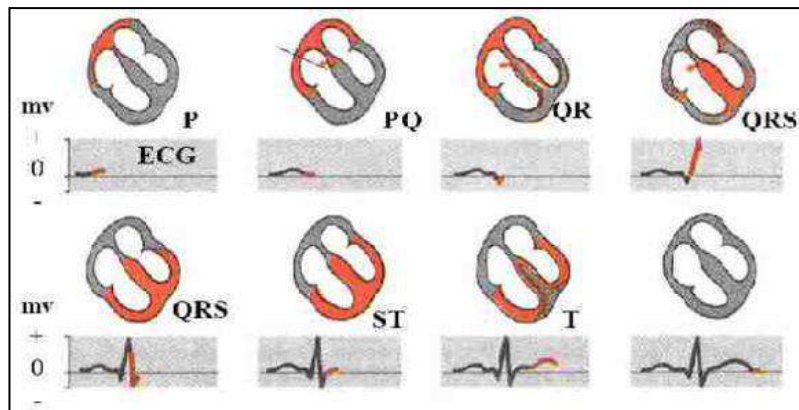


Figure 1-6: L'onde électrique d'un battement de coeur.[07]

**5- Electrocardiogramme normal**

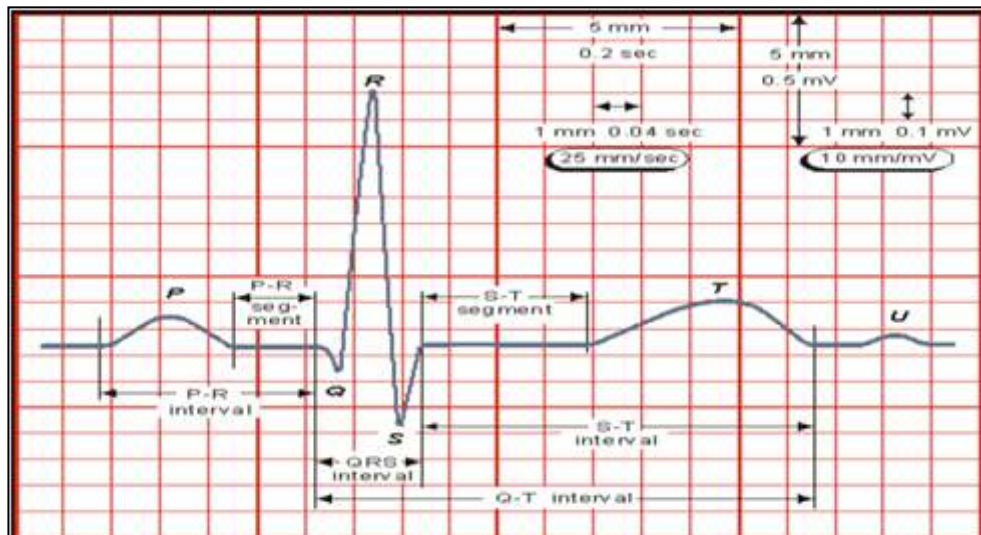


Figure 1-7: Electrocardiogramme normal.[04]



### 5-1- Ondes Intervalles et Segments

Le tracé électrique comporte plusieurs accidents répétitifs appelés « ondes », et différents intervalles entre ces ondes. Les principales mesures à effectuer lors de l'analyse d'un ECG sont celles de l'onde P, de l'espace PR, du complexe QRS, du délai d'inscription de la déflexion intrinsécoïde, du point J, de l'espace QT, du segment ST et enfin de l'onde T (figure 1-7).[10]

- **Onde P** : L'onde P sur l'ECG, correspond à la dépolarisation (et la contraction) des oreillettes.[11]
- **Intervalle PR (ou PQ)** : Est le temps entre le début de P et le début du QRS. Sa durée normale, mesurée du début de l'onde P au début du complexe QRS est de 0,12 à 0,20 seconde. La durée de l'espace PR diminue lorsque la fréquence cardiaque augmente. Il est normalement isoélectrique.[10]
- **Segment PR** (pause du nœud AV) : Le segment PR correspond au délai entre la fin de la dépolarisation des oreillettes et le début de celle des ventricules. C'est le temps pendant lequel l'onde de dépolarisation est bloquée au niveau du nœud AV.[06]
- **Onde QRS** : Correspondant à la dépolarisation des ventricules et de grande amplitude (signal de quelques millivolts), car la masse des ventricules est très supérieure à celle des oreillettes; Sa durée normale vaut entre 85 et 95 ms.[14]
- **L'Intervalle QRS** : La durée de cet intervalle représente le temps de dépolarisation ventriculaire.[07]
- **Segment ST**.(durée de stimulation complète des ventricules) : Le segment ST correspond à la phase pendant laquelle les cellules ventriculaires sont toutes dépolarisées, le segment est alors isoélectrique.[06]
- **Intervalle QT** : L'intervalle QT indique la durée des ventricules de la dépolarisation à la repolarisation. La région commence au début du complexe QRS et s'étend jusqu'au point final du T. La durée varie en fonction du sexe, de l'ancienneté et du rythme cardiaque.[16]

- **Onde T** : Elle correspond à la repolarisation des ventricules. L'onde T normale à une amplitude plus faible que le complexe QRS.[17]
- **Onde U** : Est une petite déflexion parfois observée après l'onde T dans les dérivations précordiales V à V4. Elle est positive dans toutes les dérivations sauf en a VR, sa présence traduit une anomalie métabolique.[10]
- **Intervalle RR** : L'intervalle RR est mesuré en tant que temps entre l'onde R de deux battements de coeur adjacents. Les intervalles RR sont normalement réguliers, mais l'irrégularité des intervalles RR peut être due à une maladie du nœud du sinus ou à une arythmie supraventriculaire.[16]

### 5-2- Déflexion Intrinsécoïde DI

Elle exprime le temps que met l'onde de dépolarisation à parcourir le myocarde de l'endocarde à l'épicarde. La DI est d'autant plus longue que le myocarde est épais. Elle se mesure au niveau des dérivations droites pour le ventricule droit et des dérivations gauches pour le ventricule gauche. La mesure de DI se fait du début de l'onde Q au sommet de l'onde R ou r, ou du dernier crochetage de R si l'onde R est crochetée.[10]

## 6- Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme

Sur tout enregistrement électro-cardiographique il peut apparaître des événements indésirables pouvant brouiller le tracé et, parfois, induire en erreur le diagnostic final. Ces bruits sont reconnaissables par l'œil expérimenté qui les identifie avant d'effectuer son diagnostic.[07]

### 6-1- Bruits techniques

Le matériel utilisé lors de l'enregistrement doit être manipulé avec précaution car il peut être source de bruits lors de l'enregistrement. Les plus courants sont présentés ci-dessous.[07]

- **Bruit dû au secteur** : Ce type de bruit apparaît sur tout l'enregistrement et peut être assez fort mais il s'élimine facilement avec un filtre sélectif car c'est un bruit haute fréquence à bande étroite.[07]



- **Bruit dû aux mouvements d'électrodes** : Ce type de bruit intermittent à bande spectrale large s'élimine difficilement car son énergie se trouve dans la même gamme de fréquence que le complexe QRS.[07]

- **Autres bruits courants** : Parmi les bruits courants on peut citer les artefacts dus aux mouvements des câbles électriques, la saturation des instruments de mesure, les mauvais câblages, les artefacts dus au port de vêtements synthétiques, etc.[07]

## 6-2- Artefacts physiques

Les artefacts physiques sont dus aux activités électriques du corps humain telles que les commandes de contraction des muscles ou la respiration.[07]

- **Mouvements de la ligne de base** : Ces perturbations sont généralement peu gênantes pour l'analyse de l'ECG et peuvent être en grande partie filtrées car leur énergie se situe dans une bande de fréquence basse, qui empiète peu sur celle de l'ECG normal.[07]

- **Bruit myoélectrique ou tremblement somatique** : Ces perturbations sont assez gênantes lorsque le patient bouge beaucoup ou lorsqu'il frissonne, elles peuvent noyer les ondes P et T et empêcher un diagnostic fiable. L'apparition de ces perturbations dépend de l'état du patient, s'il est très tendu ou atteint de maladie de Parkinson, l'enregistrement peut être de mauvaise qualité sur toutes les voies de l'ECG.[07]

## 7- Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fourni une explication simplifiée du muscle cardiaque et de la planification électrique du cœur, comment mesurer ce dernier et les moyens nécessaires à cette fin. La signification des différentes ondes et des électrocardiogrammes électro physiologiques qui nous montrent l'état de santé du cœur a également été étudié.



**CHAPITRE 02:**

**LES RESEAUX DE NEURONES**

**ARTIFICIELS(RNA)**

### 1- Introduction

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) occupent aujourd'hui une place prépondérante dans plusieurs domaines des sciences de l'ingénieur. Cependant les scientifiques sont toujours impressionnés par l'architecture du système neuronal humain.[05] Parmi les réseaux RNA, nous avons choisi RBF pour la classification ECG. Les RBF ont été utilisés pour l'approximation fonctionnelle dans la modélisation de séries chronologiques et dans la classification de motifs. Nous introduisons quelques algorithmes de formation RBF et montrons comment les réseaux RBF peuvent être utilisés dans la classification d'un ECG.[03]

### 2- Définition des réseaux de neurones artificiels(RNA)

Les RNA (ou ANN) constituent une nouvelle approche de modélisation des systèmes complexes, particulièrement utile lorsque ces systèmes sont difficiles à modéliser à l'aide des méthodes statistiques classiques.[22]

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau.[27]

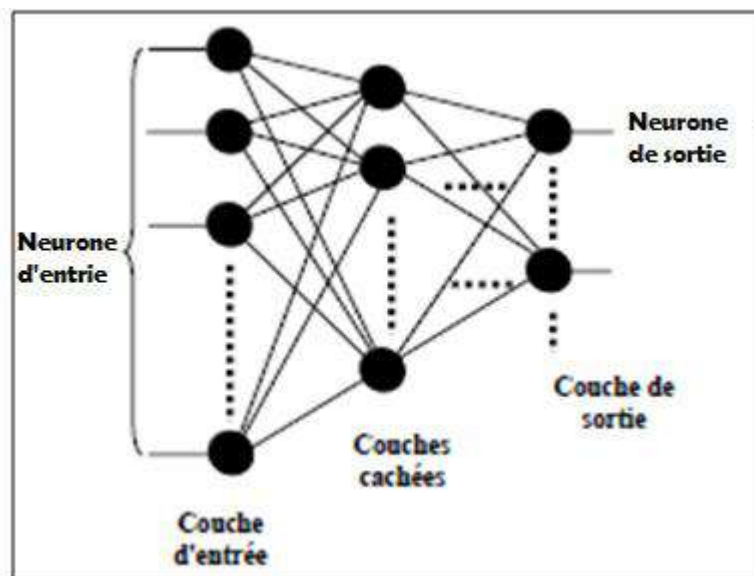


Figure 2-1: Réseau de neurone artificiel.[10]

### 3- Notions de base sur les réseaux de neurones

#### 3-1- Neurone biologique

Le cerveau humain est composé de cellules distinctes appelées neurones formant un ensemble dense d'environ 10 à 100 milliards d'unités interconnectées. Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau.[05]

La fonction est de transmettre un signal électrique dans certaines conditions. Il agit comme un relai entre une couche de neurones et celle qui la suit[24]. Les neurones reçoivent des signaux (impulsions électriques) par les dendrites et envoient l'information par les axones. Les contacts entre deux neurones (entre axone et dendrite) se font par l'intermédiaire des synapses.[27]

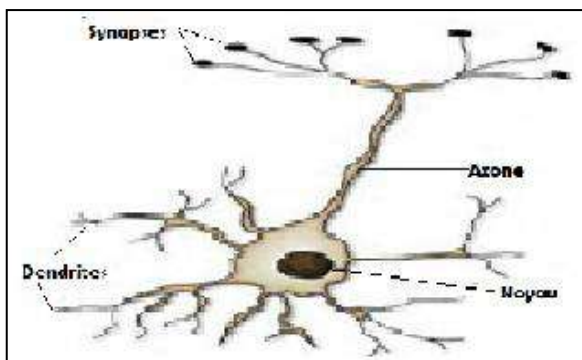


Figure 2-2: Neurone biologique.[06]

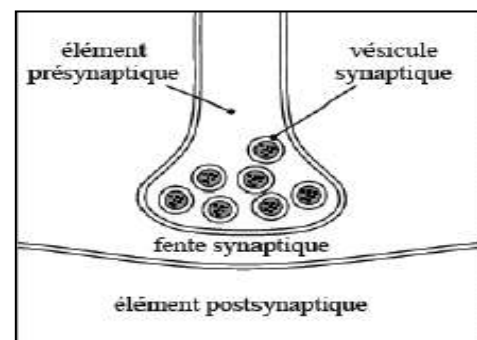


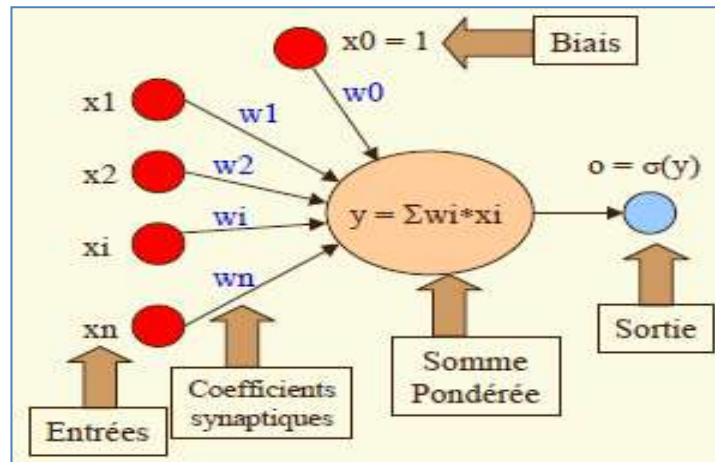
Figure 2-3: Schéma d'une synapse.[05]

#### 3-2- Un réseau de neurones artificiels et modèle mathématique

Est une structure composée d'entités capables de calcul et interagissent entre eux. Il permet de traiter, par le biais de l'outil informatique, des problèmes de différentes natures par rapport aux outils classiques qui ont du mal à résoudre. En effet, son fonctionnement s'inspire de celui des cellules neuronales animales, et est donc différent des méthodes de calcul analytiques que l'on utilise ordinairement. Il s'avère très puissant dans des problèmes de reconnaissance, de classification, d'approximation ou de prévision.[24]

Par analogie avec le neurone biologique, chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones en amont. A chacune de ces entrées est associé un poids  $w$ , abréviation du mot poids (weight en anglais), représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie

unique qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones en aval comme montré sur la **Figure (2-4)**. A chaque connexion est associé un poids.[05]



**Figure 2-4: Neurone artificiel.[20]**

Pour un nombre compris entre  $j=1$  et un nombre quelconque  $n$ , le neurone formel va calculer la somme de ses entrées ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ), pondérées par les poids synaptiques ( $w_1, \dots, w_n$ ), et la comparer à son seuil  $\theta$ . Si le résultat est supérieur au seuil, alors la valeur renvoyée est 1, sinon la valeur renvoyée est 0.[10]

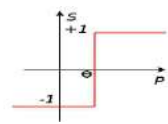
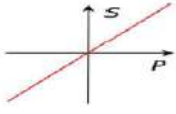
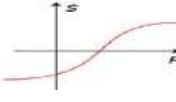
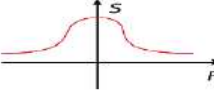
A chaque connexion est associé un poids .Le comportement du neurone artificiel se compose de deux phases :

- ❖ La première phase représente le prétraitement des données reçues en calculant la somme pondérée des entrées selon l'expression suivante :[07]

$$Y = f(w_0 + \sum_{i=1}^n w_i X_i) = f(\sum_{i=0}^n w_i X_i) \quad [06] \quad (2-1)$$

- ❖ Dans la deuxième phase, une fonction de transfert calcule la valeur de l'état interne du neurone. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones en aval. Plusieurs possibilités existent pour spécifier la nature de la fonction d'activation du modèle. Les fonctions mathématiques les plus souvent utilisées tel que les fonctions linéaires, sigmoïdes et gaussiennes sont schématisées sur le **Tableau (2-1)**. A la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continués, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle  $[0, +1]$  ou  $[-1, +1]$ . Ainsi, le neurone peut être défini mathématiquement comme étant une

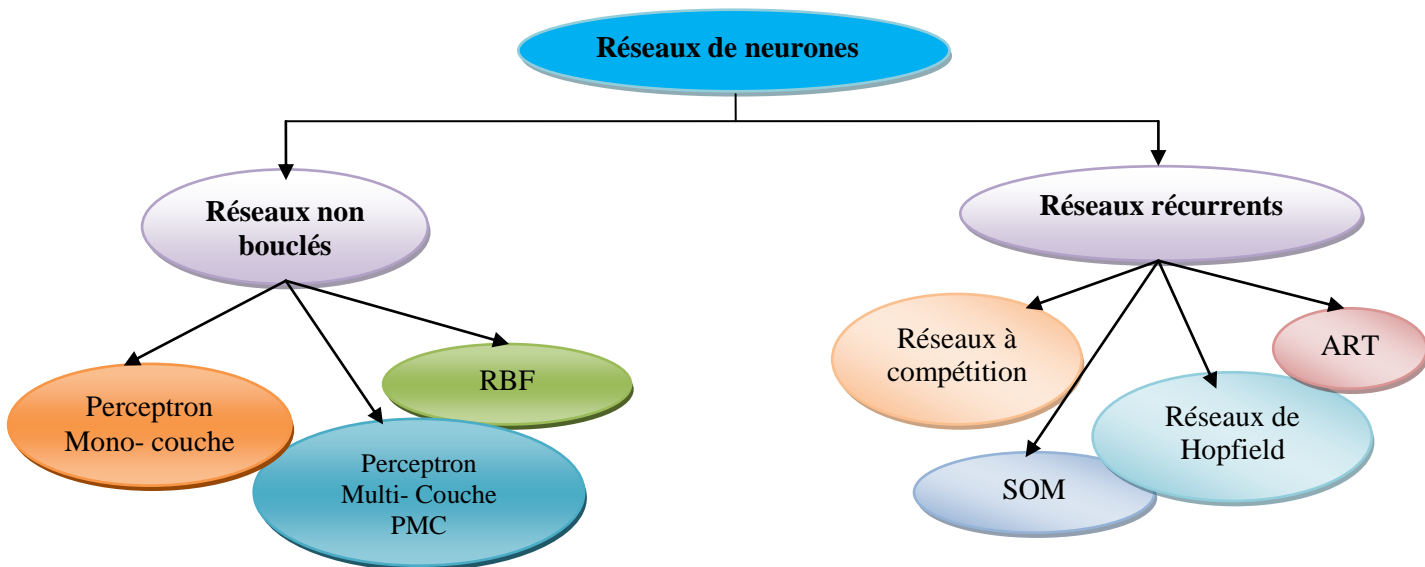
fonction algébrique, a priori non linéaire (suivant la fonction d'activation f) et bornée, avec des entrées x et paramétrée par les poids.[07]

Type	Equation	
<b>Fonction binaire</b>	$s = -1$ si $p \leq \theta$ $s = 1$ si $p \geq \theta$	
<b>Fonction linéaire</b>	$S = AP$	
<b>Fonction sigmoïde</b>	$S = th(p)$	
<b>Fonction gaussienne</b>	$S = \exp(-p^2 / \sigma)$	

**Tableau 2-1: Les fonctions d'activation.[24]**

**4- Architecture des réseaux de neurones**

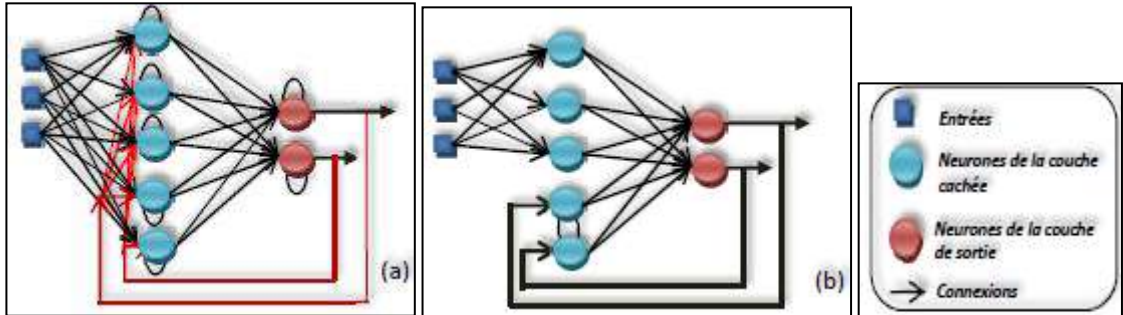
On distingue deux grandes familles de réseaux de neurones: les réseaux bouclés et les réseaux non bouclés.[07]



**Figure 2-5: Schéma général des différentes topologies des réseaux de neurones.[05]**

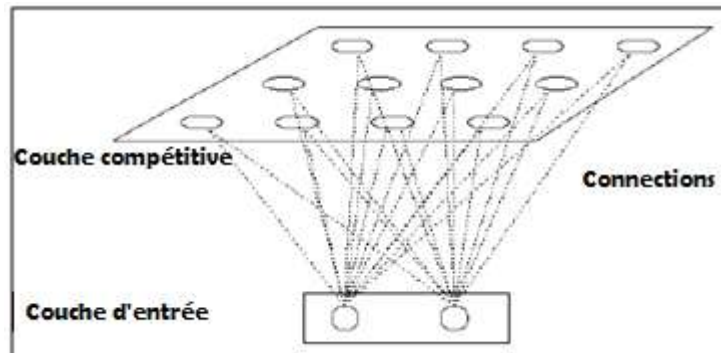
**4-1- Les réseaux de neurones bouclés (récurrents)**

Les réseaux bouclés sont appelés aussi réseaux récurrents ou réseaux dynamiques, ce sont des réseaux dans lesquels il y a retour en arrière de l'information.[06]



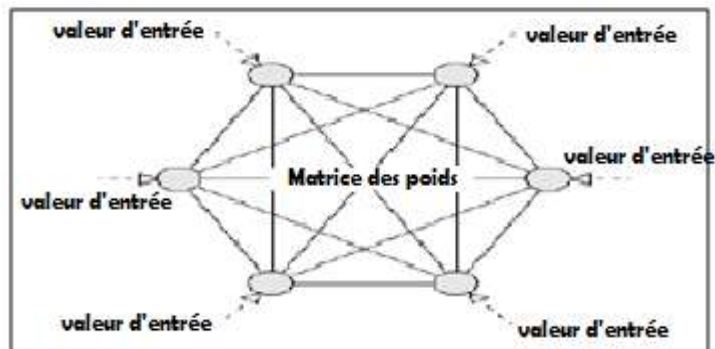
**Figure 2-6: Représentation fonctionnelle d'un réseau de neurones bouclé :**  
a) Réseau récurrent avec des auto connexions,  
b) Réseau récurrent partiellement connecté.[25]

➤ **Les cartes auto organisatrices de Kohonen**



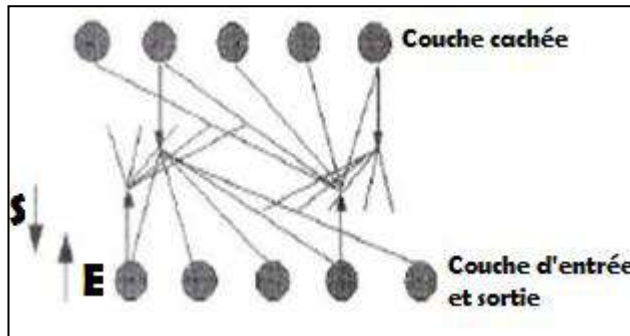
**Figure 2-7: Réseau de Kohonen.[06]**

➤ **Les réseaux de Hopfield**



**Figure 2-8: Réseau de Hopfield. [06]**

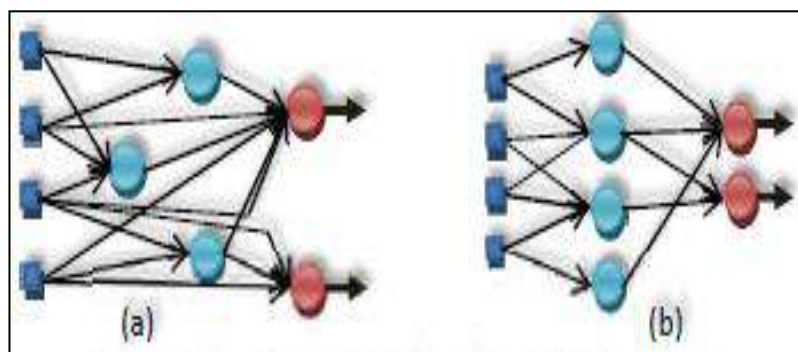
➤ **Les ART (Adaptive Resonance theory)**



**Figure 2-9: Réseau ART.[06]**

**4-2- Les réseaux de neurones non bouclés (en Anglais feedforward)**

Un réseau de neurones non bouclé (feedforward neural network) suit une logique de traitement de l'information au travers de couches de neurones successives, de l'entrée, vers la sortie, sans retour de l'information en amont les neurones qui effectuent les dernières opérations sont appelés neurones de sortie. Les autres neurones, placés entre les entrées et les neurones de sortie, sont en nombre variable. Ils peuvent s'apparenter à la partie «processeur», effectuant des calculs intermédiaires en parallèle. En conséquence, leur nombre est relatif à la puissance de calcul, ou encore à la capacité à approximer, plus ou moins bien la fonction désirée. Ces neurones sont appelés neurones cachés. Ils sont très souvent organisés par couches. Les neurones de sortie appartiennent à la couche de sortie, et les neurones cachés s'organisent en plusieurs couches appelées couches cachées figure (2-10).[25]



**Figure 2-10: Représentation fonctionnelle des réseaux de neurones non bouclés, a) Réseau multicouche, b) Réseau multicouche à connexions locales.[25]**



➤ Le perceptron Mono- Couche (Perceptron simple)

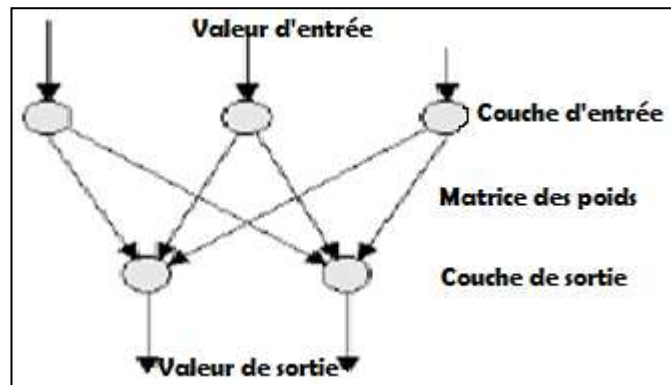


Figure 2-11: Perceptron de Rosenblatt.[06]

➤ Le perceptron Multi- Couche (en anglais Multi Layer Perceptron)

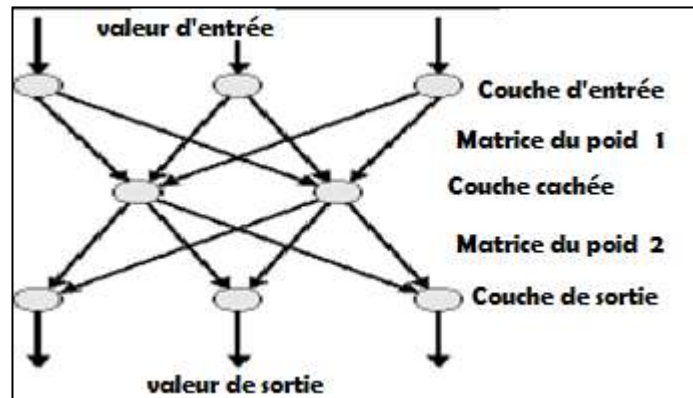


Figure 2-12: Perceptron multicouche.[06]

➤ Les réseaux à fonction radiale ("Radial Basis Functions")

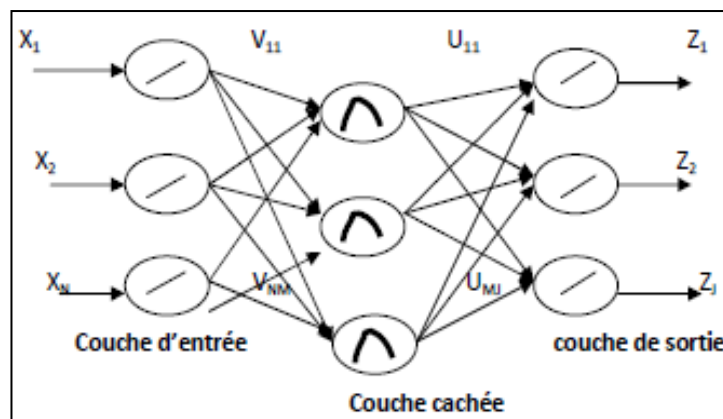


Figure 2-13: Schéma de réseau RBF.[24]

### 5- Le réseau à fonction de base radiale RBF (radial basis fonction)

Ce réseau est basé sur une architecture qui s'organise en deux couches seulement à savoir une couche cachée et une couche de sortie. La couche cachée donne une transformation non linéaire de l'espace d'entrée, la couche de sortie calcule une combinaison linéaire des sorties de la couche cachée. Chaque neurone élémentaire calcule la distance entre l'entrée et le centre qu'il passe ensuite dans une non linéarité concrétisée par une fonction d'activation généralement gaussienne, la valeur d'entrée la plus proche du centre prend une valeur importante.[24]

Les fonctions de base utilisées ici sont des fonctions Gaussiennes. L'apprentissage le plus utilisé pour les RBF est le mode hybride et les règles sont soit, la règle de correction de l'erreur soit, la règle d'apprentissage par compétition.[10]

Les RBF seront donc employés dans les mêmes types de problèmes que les PMC(le Perceptron Multicouches) à savoir, en classification et en approximation de fonctions, particulièrement.[05]

L'apprentissage du réseau RBF est hybride puisqu'il est non-supervisé pour la couche cachée et supervisé pour la couche de sortie. Le but de l'apprentissage non-supervisé est de trouver les vecteurs poids des neurones de la couche cachée, qui définissent les centres des régions de sensibilité associées. Les paramètres principaux à régler dans un réseau RBF sont:

- Le nombre de neurones RBF (nombre de neurones dans l'unique couche cachée): Ce nombre est égal au nombre de vecteurs d'entrée.
- La position des centres des gaussiennes de chacun des neurones: ces centres sont calculés de la manière suivante:[02]

Le réseau RBF est constitué de N neurones d'entrée, M neurones cachés et J neurones de sortie. La sortie du m<sup>ième</sup> neurone de la couche cachée est donnée par :

$$Y_m^{(q)} = \exp\left(-\|X^{(q)} - V_m\|^2\right) / (2\sigma_m^2) \quad (2-2)$$

$V_m$ :est le centre du m<sup>ième</sup> neurone de la couche cachée où du m<sup>ième</sup> neurone gaussien.

$\sigma_m$ : est la largeur du m<sup>ième</sup> gaussienne.

La sortie du m<sup>ième</sup> neurone de la couche de sortie est donnée par:

$$Z_j^q = (1 / M)[\sum W_{mj} Y_m^{(q)}]; \quad m=1,\dots,M \text{ et } j=1,\dots,J. \quad (2-3)$$

$W_{mj}$ : Sont des poids reliant la couche cachée à celle de sortie.[24]

### 5-1- Les types d'apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré.

On distingue deux grandes classes d'algorithmes d'apprentissage :

- L'apprentissage supervisé
- L'apprentissage non supervisé.[21]

#### ➤ L'apprentissage supervisé

Le but de l'apprentissage supervisé est d'inculquer un comportement de référence au réseau. On suppose qu'à chaque patron d'entrée est associé un patron désiré qui spécifie les valeurs de sorties désirées. **La figure (2-14)** nous schématise le principe.[25]

L'apprentissage supervisé nécessite des exemples d'apprentissage qui sont constitués de couples: (vecteur d'entrée, valeur de sortie désirée) (base d'apprentissage).

Dans ce type d'apprentissage, le réseau s'adapte par comparaison entre le résultat qu'il a calculé (la sortie réelle), en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie (la sortie désirée). Ainsi, le réseau va se modifier (modification des poids synaptique  $w_i$ ) jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie, c'est-à-dire celle attendue, correspondante à une entrée donnée.[06]

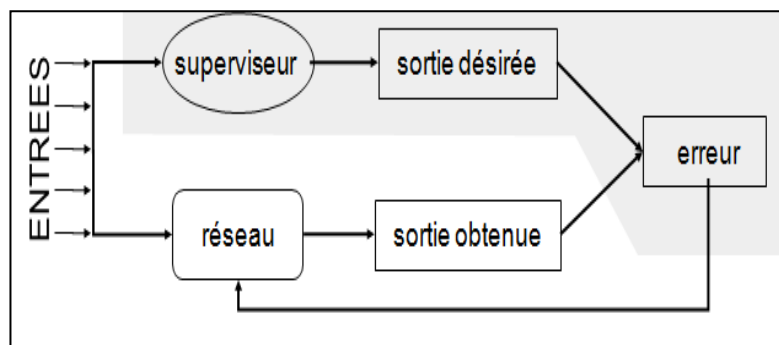
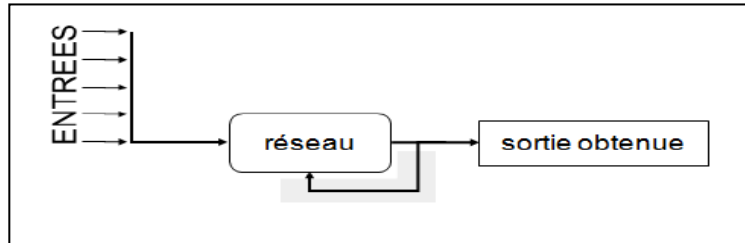


Figure 2-14: L'apprentissage supervisé.[21]

➤ **Le mode non-supervisé (ou auto-organisationnel)**

Dans ce cas, l'apprentissage est basé sur des probabilités. Le réseau va se modifier en fonction des régularités statistiques de l'entrée et établir des catégories, en attribuant et en optimisant une valeur de qualité, aux catégories reconnues.[10]



**Figure 2-15: Le mode non-supervisé.[21]**

**5-2- Règles d'apprentissage**

L'apprentissage consiste à modifier le poids des connections entre les neurones.



Il existe plusieurs règles de modification :

Les règles	Les fonctions
Loi de Hebb	$\Delta W_{ij} = R_{a_i a_j}$
Règle de Widrow-Hoff (delta rule)	$\Delta W_{ij} = R(d_i - a_i)a_j$
Règle de Grossberg	$\Delta W_{ij} = R(a_j - w_{ij})a_i$

**Tableau 2-2: Règles d'apprentissage.[21]**

Avec: R: le pas d'adaptation

$a_i$  et  $a_j$ : Valeurs d'activations de  $P_i$  et  $P_j$ . [28]

$d_i$ : réponse désirée .[21]

**6- Utilisation de réseau RBF**

- Distinguer les motifs et identifier les images
- Possibilité de reconnaître des images
- Images complètes qui en ont perdu une partie, telles que les images envoyées par satellite.

### **7- Les avantages et les inconvénients de réseau RBF:**

Avantages et inconvénients des réseaux RBF:

Alors que l'on pouvait redouter d'avoir inventé un modèle aux bonnes propriétés théoriques, mais inutilisable en raison de durées d'apprentissage prohibitives, c'est tout le contraire qui se produit lors de la construction d'un réseau RBF rapide et facile, et c'est là le principal avantage de la technique.

Mais cet avantage se paye par des performances qui ne peuvent être aussi bonnes que celles des techniques plus sophistiquées (comme le Perceptron Multicouches). En particulier, les réseaux RBF se basent sur les données dans des espaces de grande dimension (beaucoup que de variables d'entrée).[23]

### **8- Conclusion**

On a abordé, dans ce chapitre, la partie essentielle de ce travail, à savoir, l'utilisation des réseaux de neurones artificiels dans la classification d'un signal électrocardiogramme ECG. On a donné tout d'abord quelques notions de base sur les RNA, leurs différents types, ainsi leur architecture. Ensuite, un peu de détail sur les RBF, les réseaux de neurones artificiels appliqués lors de ce travail.

A decorative graphic featuring a red heart shape on the left and a grey ECG (heart rate) line extending across the width of the text area.

**CHAPITRE 03:**  
**RESULTATS ET DISCUSSION**

## 1-Introduction

Dans ce chapitre nous avons basé sur la mise en place d'un réseau RBF pour la classification des signaux ECG. Et comme paramètres nous avons utilisé les amplitudes des ondes (P, Q, R, S, T) et les intervalles des ondes (P, QRS, T) de chaque ECG, qui sont également les principales caractéristiques d'un signal ECG. Ces données ont été prises de la base de données MIT –BIH des arythmies cardiaques.

## 2-Le choix de la base de données:

Les signaux ECG ont été pris de la base de données MIT\_BIH des arythmies cardiaques, où nous avons pris 58 enregistrements de 360 Hz ,44 enregistrements comme des arythmies cardiaques et 14 enregistrements comme des rythmes normaux, La durée de chaque enregistrement était de 0:10 secondes. [15]

## 3- Choix du vecteur d'entrée

Le choix du vecteur d'entrée de notre réseau est très important pour la bonne reconnaissance des pathologies cardiaques. En effet, la qualité de la classification dépend énormément de la pertinence des paramètres du vecteur d'entrée.

Notre choix de caractérisation des différents battements cardiaques est établi en fonction des pathologies ciblées. Les paramètres de caractérisation choisis sont les mêmes paramètres sur lesquels le cardiologue se base pour établir son diagnostic.[26]

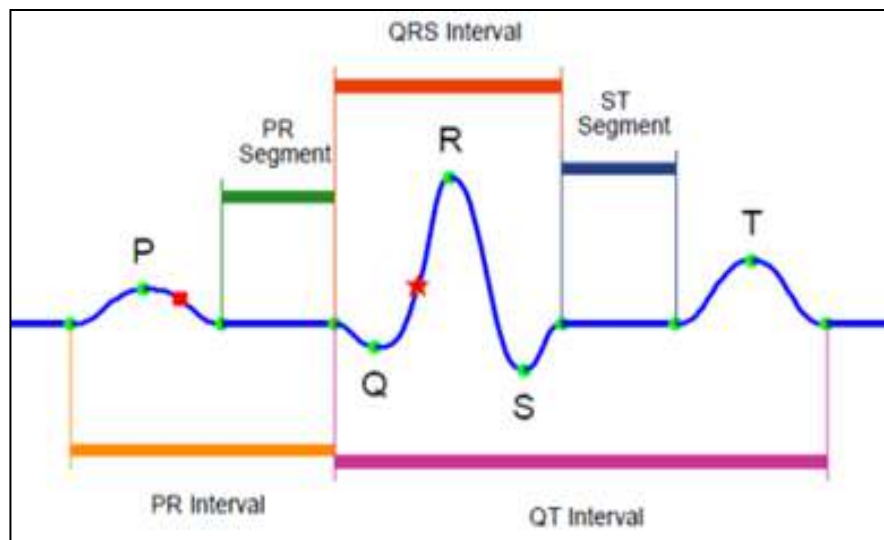
Nous avons déterminé de chaque signal les amplitudes des ondes (P, Q, R, S, T) et les intervalles (P, QRS, T) comme des caractéristiques. Ces valeurs ont été prises en utilisant le Matlab en tant qu'entrées de notre réseau RBF.

Dans ce qui suit un tableau résume les valeurs normales des différentes caractéristiques. Le signal ECG est normal si la valeur de ces caractéristiques située dans les intervalles citées dans le tableau ci-après, si leur valeur est hors de ces intervalles donc le signal est anormal.

Les caractéristiques		Les valeurs	
Onde P	Durée (s)	0.06-0.11	
	Amplitude (mm)	< 2	
Complexe QRS	Durée(s)	0.05 - 0.10	
	Amplitude (mm)	Q	<25% de R
		R	<5
S	<20		
Onde T	Durée (s)	0.20-0.25	
	Amplitude (mm)	>-3 et <4	

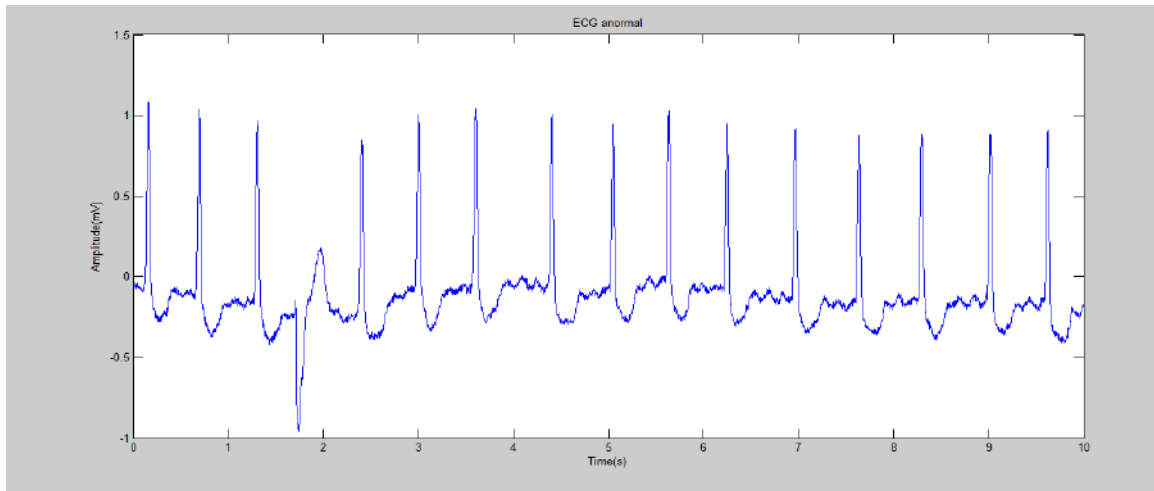
**Tableau 3.1: Les différentes caractéristiques d'un ECG normal.[10]**

Cette image nous montre les différentes caractéristiques d'un ECG normal

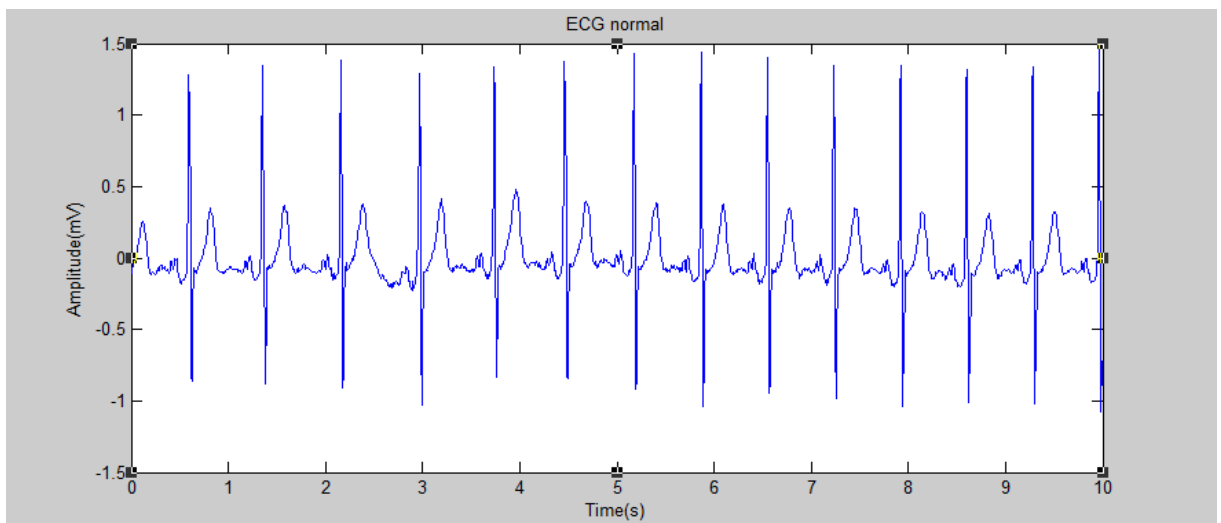


**Figure 3-1: Les ondes et les intervalles d'un ECG.[32]**



**Exemple d'un ECG normal et ECG anormal :**

**Figure 3-2: ECG anormal (ECG 18184 de la base de donnée MIT-BIH des arythmies cardiaques)**



**Figure 3-3: ECG normal (ECG 210 de la base de donnée MIT-BIH des arythmies cardiaques)**

**4-Simulation du réseau RBF:****4-1-Les paramètres du réseau RBF**

Il y a quatre paramètres principaux à régler dans un réseau RBF :

- Le nombre de neurones RBF (nombre de neurones dans l'unique couche cachée).
- La position des centres des gaussiennes de chacun des neurones.

- La largeur de ces gaussiennes.
- Le poids des connexions entre les neurones RBF et le(s) neurone(s) de sortie.

Toute modification d'un de ces paramètres entraîne directement un changement du comportement du réseau [29]

#### 4-2- Algorithme d'apprentissage réseau (Algorithme de formation de RBFN)

##### Architecteur d'un RBF

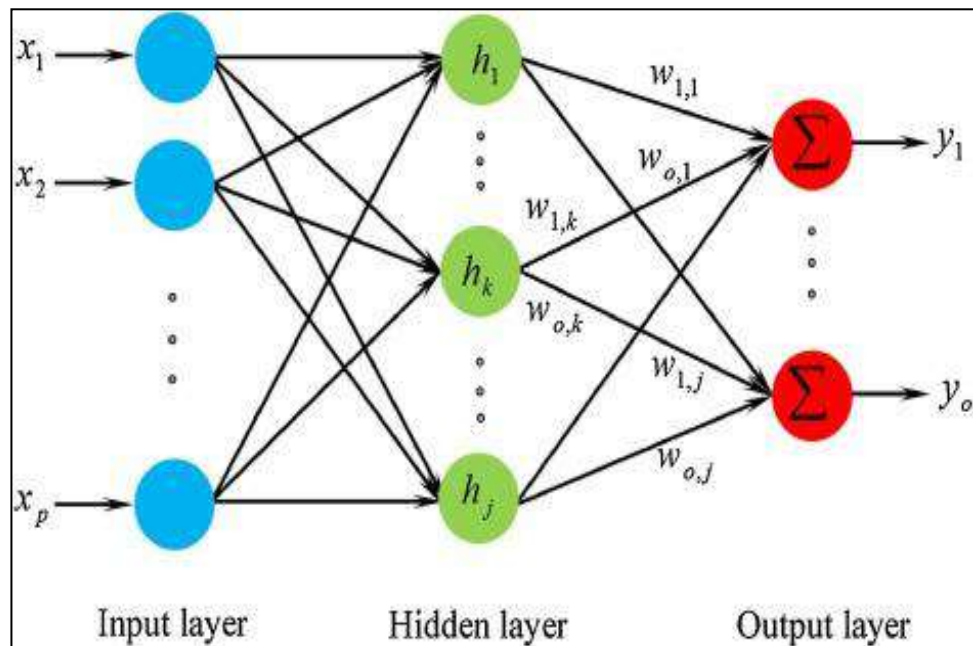


Figure 3-4: Architecteur d'un RBF.[33]

L'organigramme du réseau RBF

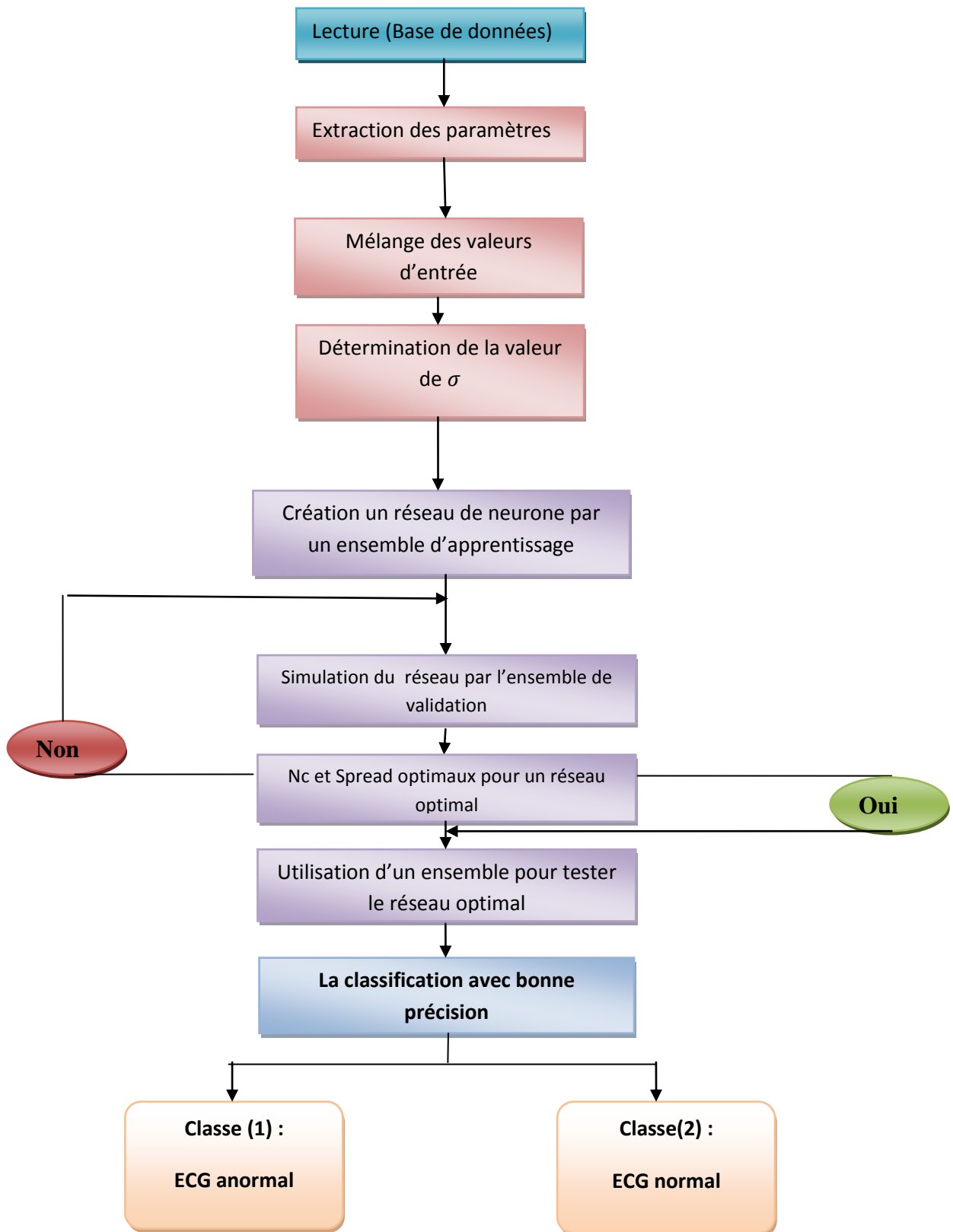


Figure 3-5: L'organigramme de réseau RBF

### 5- la classification de la base de données:

L'image qui suit présente le nombre des échantillons de notre base de données ; pour la classe 01 on a 44 échantillons et pour la classe 02 on a 14, avec 8 paramètres de classification pour chacune.

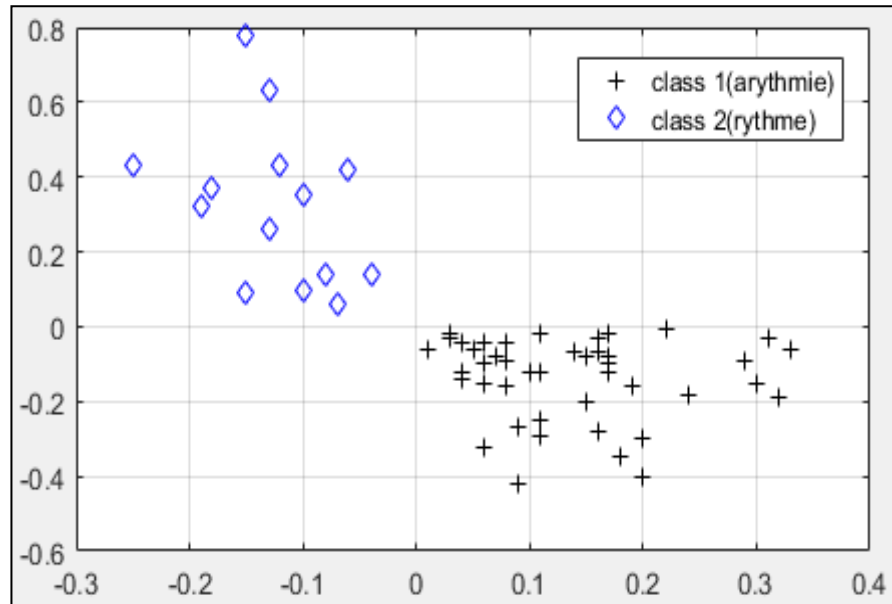


Figure3-6: Les échantillons de chaque classe: la classe 1(arythmie) et la classe 2(rythme).

### 6- Résultats Et Discussions:

#### ➤ Les résultats

Comme c'est déjà cité, la taille de base de données pour la classe 01 est 44 échantillons et pour la classe 02 est 14 avec 8 paramètres de classification, où **Nc**: représente nombre de neurones optimale, **Spread**: représente la largeur du gaussienne optimale.

Le tableau illustre les valeurs optimales des paramètres **Nc** et **Spread** pour lesquelles on a obtenu un réseau de neurones optimal. La simulation de notre réseau RBF donne des résultats qui sont montrés dans le tableau **Tableau3-2** qui suit :

	Précision de validation %	Précision de test %	Précision de C1 %	Précision de C2 %	Le temps écoulé (secondes)
Nc=2 Spread=1	100%	70 %	87.5%	0%	51.147375
Nc=2 Spread=0.4	100%	80%	100%	0%	53.071529
Nc=2 Spread=0.6	100%	90%	100%	50%	54.449963
Nc=3 Spread=3	100%	100%	100%	100%	53.404084
Nc=3 Spread=14	100%	100%	100%	100%	52.908805

**Tableau 3-2: Résultats de la simulation de notre RBF.**

### ➤ Discussion

Après la simulation de notre réseau RBF on remarque que ce dernier est influé par la valeur de la largeur gaussienne, le nombre de neurones utilisés dans la couche cachée, le nombre de caractéristiques à l'entrée et même par le nombre des échantillons. La précision obtenue atteint **100%** pour **Nc=3** et **Spread=3** et un temps d'exécution de 53.4 s.

Ce qui montre que le réseau RBF est un bon classifieur avec une bonne précision et en court temps avec robustesse.

### 7- Conclusion:

Dans ce chapitre, nous avons utilisé le réseau RBF classificateur, pour la classification des battements cardiaques comme normaux et anormaux à partir des paramètres caractérisant chaque signal ECG.

Les résultats obtenus montrent la fiabilité du réseau RBF avec un taux d'erreur minimale (MSE=0) et une bonne précision (la précision =100%), Et prouvent ainsi la capacité du réseau de classer correctement les battements cardiaques dans un court temps. Cela permet au réseau RBF d'être une bonne solution pour des problèmes de décision médicale, pas seulement pour distinction de l'ECG mais aussi pour la classification des maladies.

# CONCLUSION GÉNÉRALE

## CONCLUSION GÉNÉRALE

À la fin de cette étude, nous sommes en mesure de mettre en évidence tous les aspects de l'ECG et de ses éléments les plus importants, en suggérant un moyen de le classer comme un ECG normal et inhabituel utilisant le réseau RBF. Nous avons également abordé un aperçu sur l'ECG et ses caractéristiques, ensuite une explication simplifiée des réseaux de neurones artificiels contenant une structure similaire à celle du cerveau humain. Elle fonctionne également en transférant et en traitant des informations, en extrayant des résultats, pour détection des maladies et des prédictions.

En basant sur les résultats obtenus, le réseau RBF a prouvé sa capacité de classer le signal ECG comme normal et inhabituel, avec une erreur minimal égale à 0 et une précision de 100%. Prouvant ainsi que le RBF est une technique efficace, rapide et précise pour la classification d'un ECG.

Il existe également d'autres méthodes traitent le problème de la classification. Telles que la méthode MLP (Multi Layer Perceptron), SVM (Support Vector Machine), ELM (Extreme Learning Machine) BPN (Back Propagation Neural Network)....etc





- [01]: A. BELGACEM, « Classification des signaux ECG avec un système-agent neuronale », Magister en informatique, Université Abou Bakr Belkaid-Tlemcen, 2011-2012.
- [02]: Z. CHALABI, A. BOUDJEMAOUI, L. SAADIA - et N. BERRACHED, « Détection et Classification Automatiques d'Arythmies Cardiaques », Laboratoire LARESI département d'électronique Université des Sciences et de la Technologie d'Oran , March 22-26, 2009 – Tunisia
- [03]: A. G. Bors, « Introduction of the Radial Basis Function (RBF) Networks », February 2001
- [04]: Z. OUHAB , M. BENEDRIS, « La détection des arythmies cardiaque par la carte TSOM (Temporal Self Organizing Map) », Master en Informatique, Université Abdelhamid Iibn Badis de Mostaganem, 2014/2015
- [05]: M. TALBI, « analyse et traitement du signal électrocardiographique (ECG) », Doctorat en Sciences, Université Mentouri de Constantine, 2011
- [06]: R. BENALI, « Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques », Doctorat en Sciences, Université Abou Bekr Belkaid, Avril 2013
- [07]: D. AMZIL, « Méthode hybride pour la restauration des signaux: ECG,EEG, EMG », MASTER, Université Mohamed Khider Biskra, Juin 2012
- [08]: Collège National des Enseignants de Cardiologie, «L'électrocardiogramme de repos normal » ,2008-2009
- [09]: A. EBRAHIMZADEH, A. KHAZAEI, « An Efficient Technique for Classification of Electrocardiogram Signals », Faculty of Electrical and Computer Engineering, Islamic Republic, Iran, e\_zadeh@nit.ac.ir, Volume 9, Number 3, 2009
- [10]: I. HOUAMED, « Détection de l'Onde P dans un Signal ECG », Magister en électronique, Université de Batna, 17/04/2011
- [11]: H. AMARA, N. HAMZAOU, « Débruitage de Signal Electrocardiogramme (ECG) par la Transformée de Walsh-Hadamard et la Transformée des Ondelettes : Applications dans le Domaine de la Diagnostic des Maladies Cardiaques », Master, Université Dr. Tahar Moulay Saida 14 /06/2016

- [12]: <https://www.futura-sciences.com/sante/definitions/biologie-coeur-6849/>
- [13]: A. QUOTB, « Méthodes et systèmes pour la détection adaptative et temps réel d'activité dans les signaux biologiques », Doctorat en Science, Université Sciences et Technologies - Bordeaux I, Soutenue le 12 Octobre 2012
- [14]: J. TERRIEN, « Construction de la courbe d'évolution du rythme cardiaque et de la respiration à partir d'un ECG », Projet de TP, Automne 2003
- [15]: MIT-BIH Arrhythmia Database, <http://www.physionet.org/physiobank/database>.
- [16]: S. RAMESH, T. SUMANAM, « classification of ECG signals », Master of Science, California State University, Sacramento, 2016
- [17]: H. MEZIANE, « Acquisition de signaux Electrocardiogrammes (ECG) à l'aide de la carte DSPACE », mémoire de fin d'études, Université Abou Bekr Belkaid –Tlemcen, le 02 Juillet 2003
- [18]:<https://www.inhalotherapie.com/apprendre/electrocardiologie/systemedeconduction%20electrique-du-coeur/>
- [19]: <http://foulon.chez-alice.fr/Alie%202.000/DATAS/MODULE1/derivECG.htm>
- [20]: G. PETITJEAN, « introduction aux reseaux de neurones », 01 Jun 2017
- [21]: M. CLERGUE, « Réseaux de Neurones Artificiels »,2015
- [22]: M. DJEKOUN, R. DJEBAR, S. BENSOLTANE, L. GHRIEB, « contribution des reseaux de neurones artificiels (RNA) a la caracterisation d'un stress oxydatif chez saccharomyces cerevisiae induit par le cadmium. mise en evidence d'un biomarqueur potentiel (cas du malondialdehyde) », Université Mentouri-Constantine, Algérie, Juin 2011
- [23]: <https://rfa2012.files.wordpress.com/2012/02/les-rc3a9seaux-de-neurone-rbf>
- [24]: F. RABAH, « La séparation aveugle de sources par les techniques neuronales », Magister en Electronique, Université de Batna, 01/23/2014
- [25]: M. MERAH, « Conception d'un Algorithme d'Apprentissage Tolérant aux Fautes FTBP (application au monitoring de L'électrocardiogramme) », Doctorat Es-Sciences, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran «Mohamed Boudiaf»

[26]: A. BRAHIMI , F. MENOVAR, « Exploration fonctionnelle de l'activité cardiaque à travers l'analyse des bruits cardiaques », Master en Génie Biomédical, Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen, 2014-2015

[27]: <http://villemin.gerard.free.fr/Wwwgvmm/Logique/IAneuron.htm>

[28]: A.DJOKHRAB, « Les Réseaux des Neurones Artificiels », Université Biskra, 2015

[29]:<https://www.yumpu.com/fr/document/view/30602550/mc-chapitre-6-rbf-reussirlem1info>

[30]: <https://www.youtube.com/watch?v=MozC1p4qj8o>

[31]: <https://www.youtube.com/watch?v=C4u09wSNufk>

[32]: B. TRIQUI,« Classification des arythmies cardiaques par la carte TSOM(Temporal Self Organizing Map) »,Université de Science et Technologie Mohammed Boudiaf Oran Doctorat en Science, 2017-2018.

[33]:<https://www.google.com/search?q=radial+function+basis&tbm=isch&tbs=rimg>