

Université Aboubekr Belkaid-Tlemcen
Faculté de Technologies
Département de Télécommunications
Spécialité : Réseaux et Télécommunications



Soutenance pour l'obtention du diplôme

MASTER

Option :

Réseaux et télécommunication

Thème :

Application de l'intelligence artificielle dans le domaine médical

Réalise par :

1. KORIB Oussama
2. GUENDZI Oussama

Soutenu le 29 Septembre 2020, devant le jury composé de :

Mr BAHRI Sidi Mohamed	MCB	Président
Mr BOUABDELLAH Réda	MAA	Examineur
Mr BORSALI Ahmed Riad	Pr	Encadrant

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 enseignant Pr.

BORSALI RIAD pour son encadrement, sa patience et d'avoir accepté de diriger ce travail aussi à nos enseignant Pr. MERAD LOTFI pour son aide et ses conseils judicieux.

Je tiens aussi à remercier les membres du jury qui m'ont fait l'honneur de participer à examiner ce travail.

Dédicace

Nous tenons à dédier ce modeste travail à

À nos parents,

À nos frères,

À nos sœurs,

À nos familles,

À tous ceux qui m'ont étudié ou m'ont aidé à atteindre cette étape de ma vie,

Surtout mes parents qui se sont battus pour moi depuis mon enfance,

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

Faculté de technologie de Tlemcen.

Sommaire

<i>Remerciements</i> :	1
<i>Dédicace</i>	2
Liste des figures	7
Introduction générale.....	8
Chapitre I :.....	10
Le cœur et l'électrocardiographie	10
1. Introduction	11
2. Définition du cœur.....	11
3. Anatomie du cœur.....	11
4. La conduction électrique du cœur	12
5. L'Électrocardiogramme (ECG).....	13
5.1 Les dérivations	13
5.2 Ondes et Intervalles de L'ECG	15
6. Troubles du Rythme et de la Conduction Cardiaque	16
6.1 Rythme sinusal	16
6.2 Blocs cardiaques.....	16
6.2.1 Bloc Sino-Auriculaire (Bloc SA)	16
6.2.2 Blocs Auriculo-Ventriculaire (BAV)	17
6.2.3 Blocs de branche.....	17
7. Les arythmies cardiaques.....	17
7.1 Extrasystoles supra-ventriculaires	17
7.2 Contraction ventriculaire prématurée (extrasystole ventriculaire).....	18
7.3 La tachycardie supra-ventriculaire.....	18
7.4 La fibrillation auriculaire.....	18
7.5 La tachycardie ventriculaire.....	18
7.6 Fibrillation ventriculaire.....	19
8. Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme.....	19
8.1 Bruits techniques	19
8.2 Artefacts physiques	20

9. Conclusion	21
Chapitre II :	22
Réseaux de neurones.....	22
1. Introduction	23
2. Neurone biologique	23
3. Neurone artificiel (formel)	24
4. Application	25
5. Perceptron	25
5.1 Règle d'apprentissage du perceptron.....	26
6. Architecture des réseaux de neurones.....	27
6.1. Les réseaux de neurones non bouclés (en Anglais feedforward)	27
6.2. Les réseaux de neurones bouclés (récurrents).....	28
7. Les types d'apprentissage des réseaux de neurones	30
7.1. L'apprentissage supervisé.....	31
7.2. L'apprentissage non supervisé.....	31
8. Les réseaux de neurones les plus utilisés	32
9. Descente du gradient ou la fameuse règle delta.....	33
9.1. La descente de gradient	33
9.2. La descente de gradient stochastique	34
9.3. La règle delta	34
10. Réseaux de neurones multicouches (MLP)	35
11. Réseaux de neurones Fonction de base radiale (BRF).....	36
12. L'algorithme de rétro-propagation du gradient	37
13. Les capacités d'un réseau de neurones.....	38
14. Les différentes applications de RNA.....	40
15. Avantages d'un réseau de neurones.....	41
15.1. Réutilisabilité.....	41
15.2. Robustesse.....	41
15.3. Parallélisme.....	41

15.4. Logique floue	41
16. Conclusion.....	41
Chapitre III :	43
Classifications des signaux ECG.....	43
1. Introduction	44
2. Les anomalies cardiaques	44
3. Préparation base de donne.....	44
4. La base de données MIT-BIH.....	45
5. Choix de la taille des segments :.....	45
6. Simulation du réseau RBF :	45
6.1. Les paramètres du réseau BRF :.....	45
6.2. L'organigramme du réseau RBF	46
6.3. Classification des signaux ECG	47
6.3.1 Phase d'apprentissage.....	48
6.3.1 Phase de teste	49
6. Conclusion.....	49
Conclusion générale	51
Bibliographie :	54

Liste des figures

Figure 1.1 : Anatomie du cœur

Figure 1.2 : Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres.

Figure 1.3 : Dérivations unipolaires.

Figure 1.4 : Tracé ECG

Figure 1.5 : exemples de bruits techniques

Figure 2.1 : Schéma d'un neurone biologique

Figure 2.2 : Neurone formel.

Figure 2.3 : Des exemples linéairement séparables par une droite

Figure 2.4 : Un Perceptron multicouche.

Figure 2.5 : Forme canonique d'un réseau de neurones bouclé

Figure 2.6 : Un réseau de neurones bouclé.

Figure 2.7 : La forme canonique du réseau de la Figure 2.6

Figure 2.8 : l'apprentissage supervisé

Figure 2.9 : l'apprentissage non supervisé

Figure 2.10 : Les réseaux de neurones les plus utilisés

Figure 2.11 : Réseau de neurones de type perceptron à une couche cachée

Figure 2.12 : exemple d'un réseau BRF

Figure 2.13 : Approximation des fonctions

Figure 2.14 : Classification des données : attribuer des données à une classe

Figure 2.15 : Prévisions : prévoir les résultats d'une série chronologique

Figure 2.16: classification des signaux

Figure 3.1: un segment prit d'enregistrement 100(normale)

Figure 3.2 : un segment prit d'enregistrement 121 (anomalie)

Figure 3.3: Architecture de réseaux réalise

Figure 3.3 : l'organigramme de réseaux BRF

Introduction générale

Introduction générale

Les réseaux de neurones sont un modèle de raisonnement en intelligence artificielle basé sur l'apprentissage automatique qui consiste à faire apprendre à la machine un modèle de prédiction à partir d'un ensemble de données appelé ensemble d'apprentissage. Ce modèle de prédiction est obtenu grâce à un algorithme d'apprentissage automatique. Ce modèle servira ensuite à prédire les cas non introduits lors de la phase d'apprentissage.

Il existe deux types d'apprentissage automatique : l'apprentissage automatique supervisé et l'apprentissage automatique non supervisé et la différence entre les deux c'est que dans le premier les classes à prédire sont connus d'avance tandis que dans le second les classes sont à déterminer par l'algorithme d'apprentissage.

Les données d'apprentissage contiennent les primitives, appelées aussi caractéristiques ou attributs ou tout simplement les variables entrant dans la définition du système dont nous voudrions chercher le modèle de comportement. Ces données d'apprentissage sont définies et choisies classiquement d'une manière manuelle par des cognitivistes qui sont des experts du domaine cible puis introduites à un réseau de neurones, généralement multi couches pour faire l'apprentissage du modèle.

Les réseaux de neurones intéressent actuellement différents domaines tels que : la médecine, l'électronique, l'informatique, l'automatique, la robotique, la classification, le contrôle, le traitement des signaux, le traitement des images, nous souhaitons dans le cadre de cette mémoire s'appliquer à la classification de l'ECG (normale ou anomalie).

Ce mémoire est organisé de la manière suivante. Après une introduction générale, le premier chapitre donne un aperçu général sur l'électrocardiogramme et tout ce que concerne le cœur (anatomie, les blocs, les dérivations...) et les arythmies cardiaques. Dans le deuxième chapitre, on parlera longuement sur les réseaux neurones artificielles. Enfin, dans le troisième chapitre, nous allons aborder l'application de classification à l'ECG et des étapes par lesquelles cette classification a été effectuée et le type de réseaux neurone utilisé. Nous allons terminer par une conclusion générale.

Chapitre I :
Le cœur et
l'électrocardiographie

1. Introduction

L'ECG est un signal de nature électro-physiologique dont le tracé matérialise les activités électriques du cœur.[1], c'est un test qui étudie le fonctionnement du cœur en mesurant son activité électrique. À chaque battement cardiaque, une impulsion électrique (ou « onde ») traverse le cœur. Cette onde fait contracter le muscle cardiaque afin qu'il expulse le sang du cœur.

Un ECG mesure et enregistre l'activité électrique qui traverse le cœur. Un médecin peut déterminer si l'activité électrique ainsi observée est normale ou irrégulière.

Un ECG vous sera peut-être recommandé si vous êtes atteint d'arythmie ou que vous souffrez de douleurs à la poitrine ou de palpitations. Ce chapitre est consacré à la définition de l'ECG.

2. Définition du cœur

Le cœur est une machine motrice vivante, une véritable pompe destinée à distribuer le sang à tous les organes de notre corps. Ce rôle mécanique caractérise le cœur d'une manière absolue, et partout où le cœur existe, il accomplit constamment et nécessairement cette fonction d'irrigation mécanique. De point de vue physiologique, le cœur est l'organe centrale de la circulation sanguine, et à ce titre c'est un organe essentiel à la vie[2].

3. Anatomie du cœur

Le cœur est un organe creux contractile assurant la circulation sanguine. C'est un muscle strié creux séparé en deux moitiés indépendantes (droite et gauche). Sa partie droite contient du sang pauvre en oxygène et assure la circulation pulmonaire ; sa partie gauche renferme du sang riche en oxygène et le propulse dans tous les tissus. Chacune des moitiés comporte une oreillette et un ventricule qui communiquent par des valves d'admission qui, à l'état normal, laissent passer le sang uniquement de l'oreillette vers le ventricule. Il existe aussi des valves d'échappement qui assurent la communication entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire (valve pulmonaire), ainsi qu'entre le ventricule gauche et l'artère aorte (valve aortique). Ces deux valves se trouvent à l'entrée de l'aorte et de l'artère pulmonaire respectivement. Les parois du cœur sont constituées par le muscle cardiaque, appelé myocarde, composé d'un ensemble de cellules musculaires cardiaques ou cardiomyocytes [3, 4].

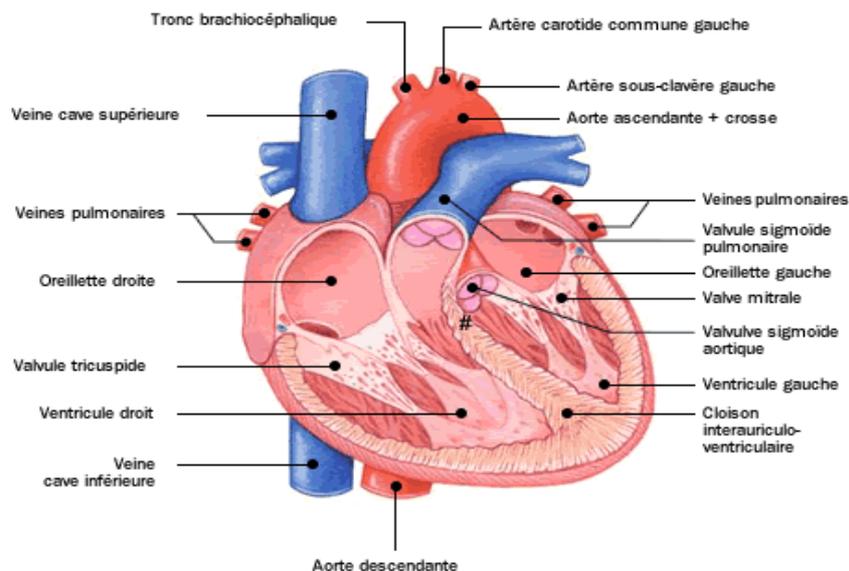


Figure 1.1 Anatomie du cœur

4. La conduction électrique du cœur

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 : le nœud sinusal, les voies spécialisées intermodales, le nœud auriculo-ventriculaire (NAV), le faisceau de His, appelé nœud pacemaker dominant du cœur, les branches droite et gauche et les fibres de Purkinje. L'activité électrique normale du cœur suit la séquence d'activation suivante

- **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. L'impulsion cardiaque initiée dans le nœud sinusal est transmise aux deux oreillettes. Cette activation est facilitée au moyen des voies spécialisées intermodales qui relient le nœud sinusal au nœud auriculo-ventriculaire.
- **Le nœud auriculo-ventriculaire (NAV) :** Il est situé en bas de l'oreillette droite et est constitué de cellules qui présentent une conduction électrique lente. L'activation électrique qui arrive au NAV est physiologiquement ralentie avant d'arriver au faisceau de His. Cette propriété physiologique du NAV permet de protéger les ventricules d'un nombre excessif d'activations du NAV et d'activations auriculaires et concède aux oreillettes un temps de vidange plus grand, ce qui optimise la contraction ventriculaire.

- **Le faisceau de His** : Il est situé dans la partie haute du septum interventriculaire et ses fibres traversent le tissu connectif (non excitable) qui sépare électriquement les oreillettes des ventricules. Dans les cas normaux, le NAV et le faisceau de His constituent la seule voie de propagation de l'activité électrique cardiaque entre les oreillettes et les ventricules. L'ensemble de ces deux structures est souvent appelé la jonction auriculo-ventriculaire. Le faisceau de His comprend un tronc initial qui se divise en deux branches, droite pour le ventricule droit et gauche pour le ventricule gauche.
- **Les fibres de Purkinje** : Les branches du faisceau de His finissent dans un réseau de fibres qui arrivent dans les parois ventriculaires. Les fibres de Purkinje terminent en anastomoses avec les fibres myocardiques musculaires, facilitant leur excitation[5].

5. L'Électrocardiogramme (ECG)

L'électrocardiogramme (ECG) est un examen diagnostique non invasif, peu coûteux et possédant de nombreuses indications, y compris en médecine d'urgence (MU)[6]. Les conditions de réalisation doivent être strictes afin de ne pas compromettre l'interprétation. En effet, une mauvaise position du patient lors de l'enregistrement peut modifier sensiblement le tracé et donc l'interprétation[7]. Dans les structures de médecine d'urgence (SMU), la réalisation est majoritairement faite par un infirmier diplômé d'état et la première interprétation est fréquemment réalisée par un interne. Dans la littérature, seules l'expérience et les formations spécifiques (quel que soit le type de formation ou la méthode d'apprentissage) sont liées significativement à une meilleure qualité d'interprétation[8].

5.1 Les dérivations

L'électrocardiogramme est le tracé obtenu grâce à l'électrocardiographie. L'acquisition du signal électrocardiographique est assurée par des électrodes de surface, dont leur emplacement sur le thorax du patient définit un type de dérivation. Les emplacements des électrodes sur le thorax du patient sont choisis de manière à explorer la totalité du champ électrique cardiaque[9]. En cardiologie, l'examen le plus couramment pratiqué est l'ECG 12 dérivations, où le signal électrocardiographique est visualisé selon 12 axes privilégiés :

- 6 axes dans le plan frontal qui sont :

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

- I : enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet droit et le poignet gauche

- II : enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet droit et la jambe gauche
- III : enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet gauche et la jambe gauche.

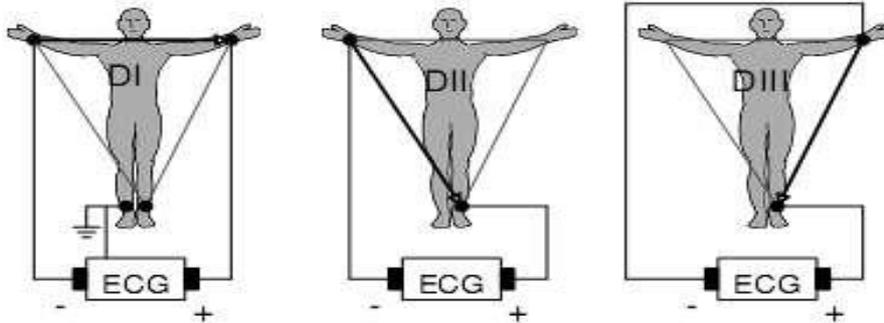


Figure 1.2 : Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres.

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

➤ 6 axes sur le plan transversal (dérivations unipolaires précordial Vi à V6 dite de Kossman) :

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

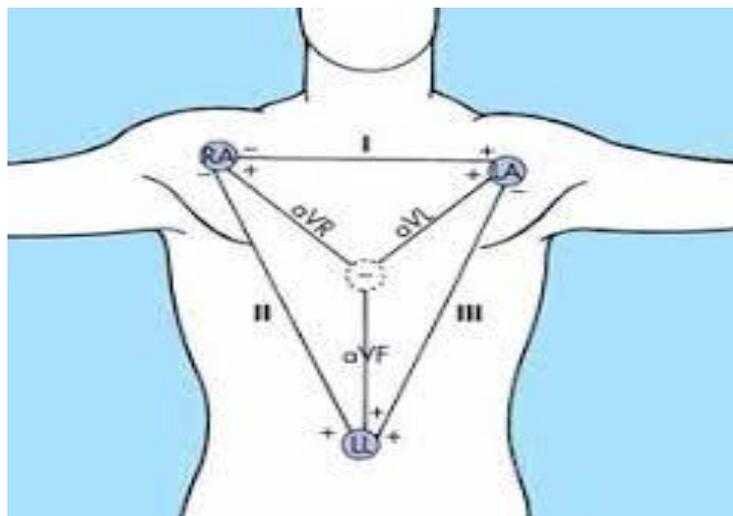


Figure 1.3 : Dérivations unipolaires.

5.2 Ondes et Intervalles de L'ECG

Chaque cycle de dépolarisation/repolarisation du cœur correspond au passage du courant électrique, chez le sujet sain, des oreillettes vers les ventricules qui se contractent dans ce même ordre. Sur le plan électrocardiographique, cela se traduit par l'enregistrement toujours dans le même ordre de différentes ondes : P, Q, R, S, et T.

En fixant les électrodes à la surface du corps du patient, on enregistre donc des phénomènes électriques relatifs au parcours du potentiel d'action, dont les étapes sont successivement :

- La dépolarisation des oreillettes depuis le nœud sinusal vers le nœud auriculo-ventriculaire qui se traduit par une déflexion sur l'ECG. Celle-ci est caractérisée par l'onde P. C'est une onde de petite amplitude, arrondie, parfois diphasique. Le rythme physiologique est dit sinusal. Dans ce cas, les ondes P auriculaires précèdent régulièrement les complexes ventriculaires QRS. L'intervalle P-Q est un court segment isoélectrique qui sépare l'onde P du complexe ventriculaire. La repolarisation auriculaire n'est pas visible sur l'ECG normal car elle est masquée par la dépolarisation ventriculaire.
- La dépolarisation ventriculaire est indiquée par le complexe QRS. Par définition, l'onde Q est la première onde négative, l'onde R la première onde positive du complexe et l'onde S la première onde négative après l'onde R.
- L'onde T correspond au courant de repolarisation des ventricules. Cette onde succède au complexe QRS après retour à la ligne isoélectrique[10].

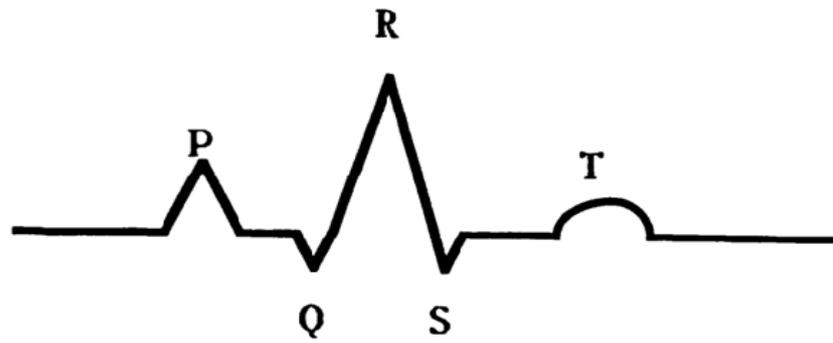


Figure 1.4 : Tracé ECG

6. Troubles du Rythme et de la Conduction Cardiaque

Sous cette dénomination on regroupe les arythmies cardiaques et les blocs cardiaques. Le meilleur outil pour diagnostiquer une arythmie est l'électrocardiogramme. Dans l'analyse de l'ECG, les pathologies ou anomalies sont détectées et classées en fonction de leur déviation par rapport au rythme idéal qu'est le rythme sinusal. Chaque déviation visible sur l'ECG peut être attribuée à une anomalie physiologique[4, 11]

6.1 Rythme sinusal

Le rythme sinusal est le rythme normal cardiaque. Il correspond à une activation physiologique des oreillettes, puis des ventricules, à partir du nœud sinusal. Son rythme est compris entre 60 à 80 battements par minute avec un intervalle régulier entre des battements normaux. Le cœur s'accélère normalement lors de l'activité physique, dans les circonstances physiologiques qui exigent un surcroît de demande métabolique ou sous l'effet des émotions ou d'excitants tels que café, tabac et alcool.[12]

6.2 Blocs cardiaques

Les blocs cardiaques sont dus à une rupture de conduction du myocarde qui altère la dépolarisation. Ces ruptures peuvent être plus ou moins sévères : freinâtes (allongement du temps de parcours), intermittentes (le blocage de la conduction se fait aléatoirement), ou complète (aucune conduction).

6.2.1 Bloc Sino-Auriculaire (Bloc SA)

Le nœud sinusal peut ne pas transmettre de stimulus aux cellules des oreillettes. La conséquence est qu'au moins un cycle complet n'est pas effectué. Après la pause, due au bloc, le cycle reprend normalement si aucun autre foyer ectopique n'a déclenché la contraction.

6.2.2 Blocs Auriculo-Ventriculaire (BAV)

On appelle BAV l'altération de la conduction du stimulus de dépolarisation entre les oreillettes et les ventricules.

6.2.3 Blocs de branche

Le bloc de branche est dû au blocage de la dépolarisation dans une des branches du faisceau de His. Un bloc dans l'une ou l'autre branche provoque un retard dans la dépolarisation du ventricule auquel elle appartient. La dépolarisation des ventricules est désynchronisée et le complexe QRS est élargi par rapport à l'ECG normal.

7. Les arythmies cardiaques

Elles sont une cause majeure de mortalité et constituent une partie très importante de la problématique des maladies cardiovasculaires. L'arythmie survient lorsque l'excitation électrique naît hors du nœud sinusal, dans le nœud atrio-ventriculaire ou les ventricules par exemple, ou que l'onde électrique ne suit plus les voies préférentielles de propagation. La contraction cardiaque qui en résulte s'écarte du rythme normal. Le battement supplémentaire qu'elle provoque se nomme extrasystole, par opposition à la contraction normale nommée systole. On classe les arythmies en fonction de leur lieu de formation et de leurs effets sur le rythme cardiaque. Si le trouble se déclare dans les oreillettes ou le nœud atrio-ventriculaire, on parlera d'arythmie supra-ventriculaire ; s'il apparaît dans les ventricules, on parlera d'arythmie ventriculaire. Si une arythmie accélère le rythme cardiaque, on parlera de tachycardie (tachy = rapide); si elle le ralentit, on parlera alors de bradycardie (brady = lent)[11, 13]

7.1 Extrasystoles supra-ventriculaires

Les extrasystoles ventriculaires (ESV) se retrouvent dans une large frange de la population, chez des personnes au cœur sain aussi bien que celles avec cardiopathie sous-jacente. De façon générale, est caractérisée par une stimulation cardiaque prématurée par rapport au rythme de base. Selon son origine, elle pourra être auriculaire (oreillettes) ou jonctionnelle (nœud atrio-ventriculaire). Souvent l'hypertension artérielle, en raison de sa surcharge pour le cœur, provoque une distension des oreillettes et leur contraction prématurée. La faiblesse du muscle cardiaque peut constituer une autre cause de ce type d'extrasystole. [14]

7.2 Contraction ventriculaire prématurée (extrasystole ventriculaire)

L'extrasystole ventriculaire est due à la présence d'une zone irritative dans le ventricule qui ne se soumet pas à l'harmonie de l'activation cardiaque. L'émotion, un déséquilibre de la teneur en sels minéraux, un état fébrile ou une infection peuvent démasquer une propension à cette arythmie. Dans ces cas, celle-ci sera considérée comme bénigne, tandis que l'apparition d'extrasystoles accompagnant une maladie cardiaque peut dévoiler un problème qui nécessite un traitement. Si les extrasystoles se multiplient et que la stimulation électrique suit le mouvement, la fréquence cardiaque augmentera, on parlera alors de tachycardie.

7.3 La tachycardie supra-ventriculaire

Lors de tachycardie paroxystique, le cœur s'emballé soudainement et bat très rapidement, jusqu'à 150 à 220 fois par minute. Ces épisodes peuvent durer quelques secondes ou se prolonger pendant plusieurs heures. Ils s'arrêtent aussi soudainement qu'ils sont apparus. Les tachycardies supra ventriculaires peuvent apparaître dès le très jeune âge et persister toute la vie. Après ces crises, le sujet se sent fatigué, mais ce type d'arythmie est rarement dangereux. Elles nécessitent néanmoins l'attention du médecin, car elles peuvent être gênantes et diminuer la qualité de vie.

7.4 La fibrillation auriculaire

La fibrillation auriculaire (FA) est le plus fréquent des troubles du rythme cardiaque. Elle fait partie des troubles du rythme supra-ventriculaire. Elle correspond à une action non coordonnée des cellules myocardiques auriculaires, ce qui va entraîner une contraction rapide et irrégulière des ventricules cardiaques. La FA est caractérisée par l'absence d'ondes P sur l'ECG : celles-ci sont remplacées par des oscillations rapides (400 à 700 par minute) de la ligne de base, appelées ondes f. Ces ondes f sont variables par la distance qui les sépare, par leur forme et leur amplitude. C'est un rythme dont la commande n'est plus sous la dépendance du nœud sinusal. Ce sont des foyers ectopiques situés dans les oreillettes avec des fréquences si rapides qu'elles se dépolarisent de façon anarchique. Les oreillettes ne se contractent plus, mais frissonnent, ce qui donne une succession de ces ondes f irrégulières.

7.5 La tachycardie ventriculaire

La tachycardie ventriculaire est en général la manifestation d'un dysfonctionnement du muscle cardiaque. Elle peut apparaître à tout âge, mais elle est fréquemment la conséquence d'un

infarctus du myocarde. Elle se manifeste par la désynchronisation des battements ventriculaires qui conduit à une diminution du pompage du sang.

7.6 Fibrillation ventriculaire

La fibrillation ventriculaire (FV) est parfois inaugurale (mort subite), précoce (fibrillation ventriculaire primaire de bon pronostic), parfois tardive (fibrillation ventriculaire secondaire) accompagnant alors un anévrisme du ventricule gauche suite à un mauvais diagnostic. La fibrillation ne peut pas se produire dans un milieu homogène. En fait, la période réfractaire, l'excitabilité, ainsi que la vitesse de conduction n'ont pas des propriétés constantes partout dans le tissu ventriculaire.

8. Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme

Sur tout enregistrement électrocardiographique 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[9].

8.1 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.

- **Bruit dû au secteur** Le réseau de distribution électrique peut parfois brouiller le signal électrocardiographique avec une onde dont l'harmonique principale est à 50 Hz. 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.
- **Bruit dû aux mouvements d'électrodes** Lorsque les électrodes sont connectées incorrectement, des sauts brusques de la ligne de base apparaissent. L'effet sur le tracé peut aller de la simple diminution d'amplitude à l'apparition de pics lorsque les électrodes sont en contact intermittent avec la peau. Ces pics peuvent parfois être confondus avec les ondes du tracé normal. 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. FIG.
- **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.

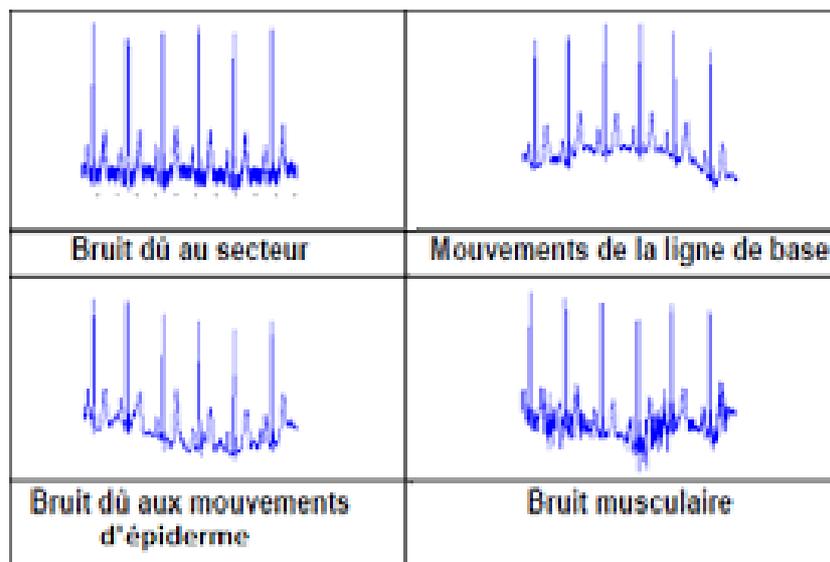


Figure 1.5 exemples de bruits techniques

8.2 Artefacts physiques

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

Mouvements de la ligne de base Lors de l'enregistrement de l'électrocardiogramme, l'activité respiratoire peut faire osciller la ligne de base de l'ECG à un rythme régulier. D'autres perturbations peuvent avoir pour effet de déplacer temporairement la ligne de base comme, par exemple, les mauvais contacts entre la peau et les électrodes. 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.

Bruit myoélectrique ou tremblement somatique La contraction d'un muscle est commandée par une dépolarisation des cellules musculaires et bien que les électrocardiographes soient construits pour être surtout sensibles aux fréquences du myocarde, l'ECG enregistre les contractions des muscles squelettiques. L'aspect le plus courant est une oscillation à haute fréquence liée à la tension musculaire d'un sujet qui n'est pas convenablement détendu. 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[9]

9. Conclusion

Ce chapitre est une introduction aux éléments de base de l'électrophysiologie du cœur. Après une introduction sur l'anatomie du cœur humain, nous avons décrit brièvement l'activité mécanique du cœur ainsi que le système de conduction électrique du cœur. Ces notions sont indispensables pour la bonne compréhension des problèmes étudiés par la suite. Dans une deuxième partie de ce chapitre nous avons exposé les différentes notions de l'électrocardiographie. Quelques pathologies cardiaques typiques ont été présentées et illustrées chacune par un enregistrement ECG correspondant.

Nous avons terminé ce chapitre, par donner les différents types d'artefacts qui peuvent affecter le signal ECG enregistré. Le chapitre suivant va définir les réseaux de neurones.

Chapitre II :

Réseaux de neurones

1. Introduction

Au carrefour de l'informatique, de la biologie et de la psychologie, les réseaux de neurones formels se proposaient à l'origine de construire une intelligence artificielle s'inspirant des systèmes nerveux biologiques. Soixante ans plus tard, ils tiennent une place de choix parmi les algorithmes inspirés du vivant et on les trouve aussi bien dans les systèmes téléphoniques ou les équipements industriels que dans certains appareils électroménagers. Au carrefour de l'informatique, de la biologie et de la psychologie, les réseaux de neurones formels se proposaient à l'origine de construire une intelligence artificielle s'inspirant des systèmes nerveux biologiques. Soixante ans plus tard, ils tiennent une place de choix parmi les algorithmes inspirés du vivant et on les trouve aussi bien dans les systèmes téléphoniques ou les équipements industriels que dans certains appareils électroménagers. A partir de la métaphore biologique.[15]

2. Neurone biologique

Un neurone est une cellule nerveuse constituant la base du système nerveux spécialisée dans le traitement des signaux électriques. C'est en 1881 que le terme de neurone (all. Neurone) fut intégré au vocabulaire médical par l'anatomiste allemand Heinrich Wilhelm Waldeyer. En biologie, le cerveau humain contient un grand nombre de neurones fortement interconnectés constituant des réseaux de neurones.

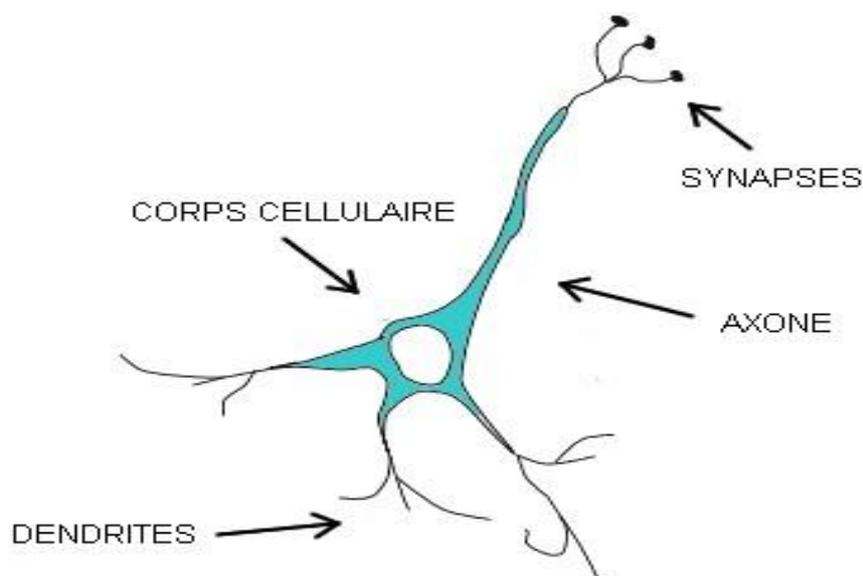


Figure 2.1 Schéma d'un neurone biologique

Chaque neurone est une entité autonome au sein du cerveau. Un neurone comprend un corps cellulaire ou cellule somatique ou soma, centre de contrôle de celui-ci, qui fait la somme des informations qui lui parviennent. Il traite ensuite l'information et renvoie le résultat sous forme de signaux électriques, du corps cellulaire à l'entrée des autres neurones au travers de son axone. Les axones reliant les neurones entre eux jouent donc un rôle important dans le comportement logique de l'ensemble. Le neurone est également constitué de plusieurs branches nommées dendrites, qui sont les récepteurs principaux du neurone, par lesquelles transite l'information venue de l'extérieur vers le corps cellulaire. Les synapses du neurone quant à eux reçoivent les informations des autres neurones via l'axone et permettent donc aux neurones de communiquer entre eux.

Le traitement de l'information par chaque neurone montre que celle-ci n'est pas stockée dans les neurones mais est bien le résultat du comportement de tout le réseau interconnecté. L'information est donc principalement dans l'architecture et dans la force des connexions neuronales[16].

3. Neurone artificiel (formel)

Les réseaux de neurones, fabriqués de structures cellulaires artificielles, constituent une approche permettant d'aborder sous des angles nouveaux les problèmes de perception, de mémoire, d'apprentissage et de raisonnement. Ils s'avèrent aussi des alternatives très prometteuses pour contourner certaines des limitations des ordinateurs classiques. Grâce à leur traitement parallèle de l'information et à leurs mécanismes inspirés des cellules nerveuses (neurones), ils infèrent des propriétés émergentes permettant de solutionner des problèmes jadis qualifiés de complexes.[17]

Un réseau neuronal est l'association, en un graphe plus ou moins complexe, d'objets élémentaires, les neurones formels. Les principaux réseaux se distinguent par l'organisation du graphe (en couches, complets. . .), c'est-à-dire leur architecture, son niveau de complexité (le nombre de neurones, présence ou non de boucles de rétroaction dans le réseau), par le type des neurones (leurs fonctions de transition ou d'activation) et enfin par l'objectif visé : apprentissage supervisé ou non, optimisation, systèmes dynamiques...[18]

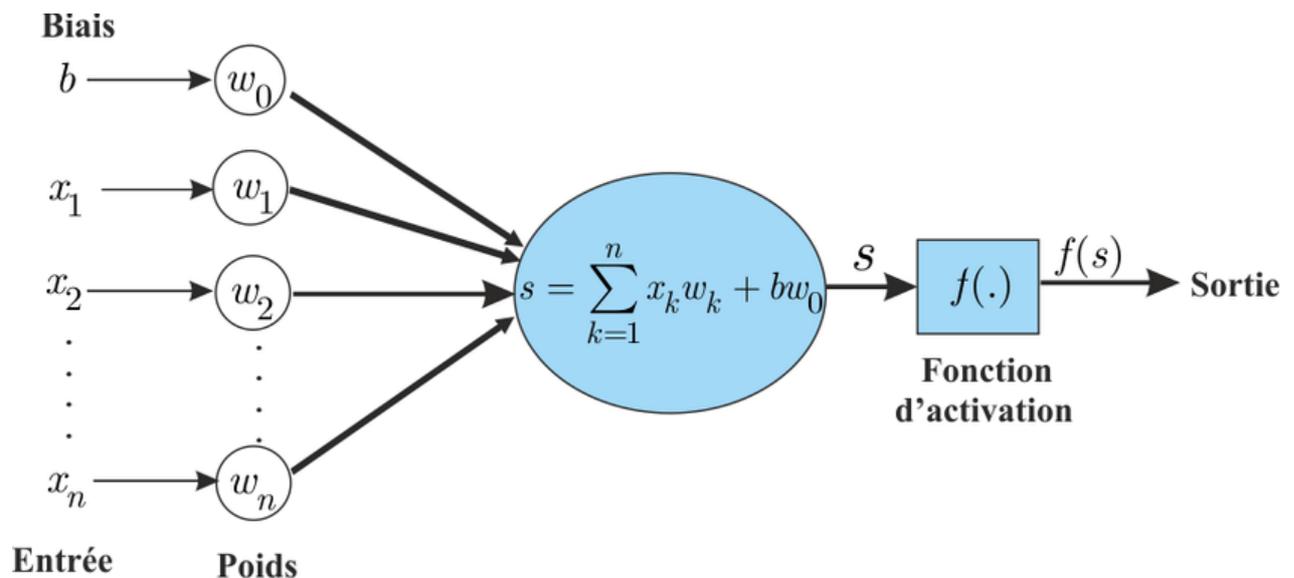


Figure 2.2. Neurone formel.

4. Application

Les réseaux de neurones servent aujourd'hui à toutes sortes d'applications dans divers domaines. Par exemple, on a développé un autopilote pour avion, ou encore un système de guidage pour automobile, on a conçu des systèmes de lecture automatique de chèques bancaires et d'adresses postales, on produit des systèmes de traitement du signal pour différentes applications militaires, un système pour la synthèse de la parole, des réseaux sont aussi utilisés pour bâtir des systèmes de vision par ordinateur, pour faire des prévisions sur les marchés monétaires, pour évaluer le risque financier ou en assurance, pour différents processus manufacturiers, pour le diagnostic médical, pour l'exploration pétrolière ou gazière, en robotique, en télécommunication, et j'en passe ! Bref, les réseaux de neurones ont aujourd'hui un impact considérable et, il y a fort à parier, que leur importance ira grandissant dans le futur.[17]

5. Perceptron

Le perceptron est le premier modèle des réseaux de neurones inventé en 1957 par Frank Rosenblatt [18]. C'est un réseau simple, puisqu'il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Ainsi ce perceptron est capable d'apprendre plusieurs fonctions booléennes. On peut par exemple lui faire apprendre la fonction AND ou bien la fonction OR. En fait un perceptron est capable d'apprendre un ensemble de points linéairement séparables. Si l'on se situe dans un cas en deux dimensions, le perceptron pourra apprendre à reconnaître deux

types de points différents (valeurs de sortie : 1 et -1) si ces types de points peuvent être séparés dans le plan par une droite (voire la figure (2.3)).

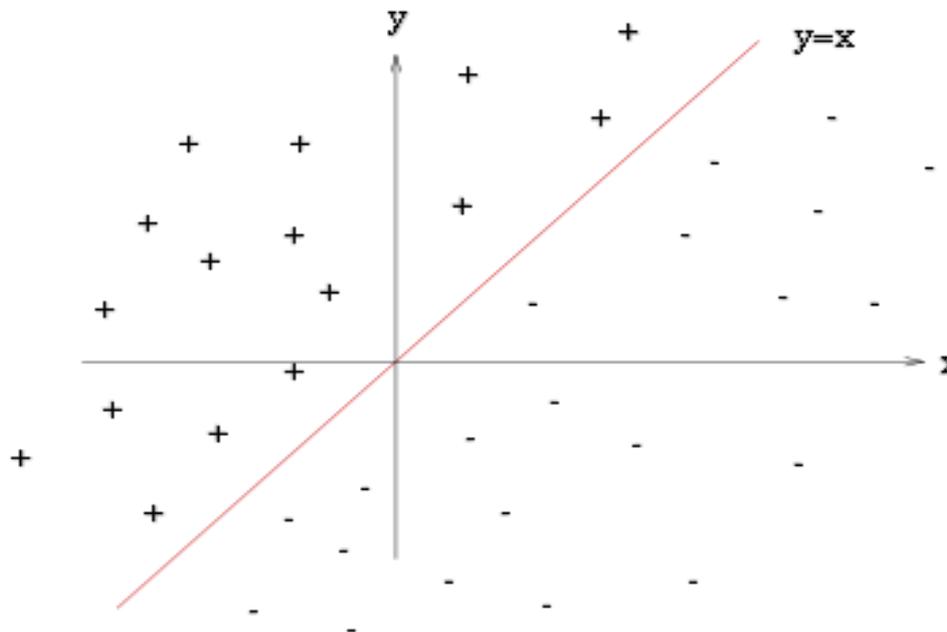


Figure 2.3 : Des exemples linéairement séparables par une droite

On peut étendre ce cas en deux dimensions au cas à n dimensions. Le perceptron pourra apprendre dans ce cas un hyper-plan séparant les exemples. Revenons sur le cas de points non linéairement séparables.

Un perceptron seul est incapable d'apprendre à reconnaître cet ensemble de points, mais il est possible en combinant plusieurs perceptrons d'apprendre un XOR : on dit dans ce cas que l'on a un réseau de perceptrons (MLP). Nous entamons plus loin ce type de réseaux, mais pour avoir une idée de la manière dont on peut représenter un XOR avec plusieurs neurones, on peut voir chaque neurone du réseau comme une porte logique. Avec les portes logiques AND, OR et NOT on peut représenter un XOR, donc en combinant des neurones tels que la sortie des uns soit l'entrée des autres, on peut réaliser un XOR (comme avec des portes logiques). [19]

5.1 Règle d'apprentissage du perceptron

Faire apprendre un neurone, c'est régler ses poids de manière à ce que la sortie du neurone évolue dans le sens que l'on souhaite sans bien sûr changer les entrées. Il s'agit dans ce cas d'un apprentissage supervisé (on spécifie la sortie que l'on souhaiterait voir, et le neurone va adapter ses poids pour essayer de s'approcher de la valeur de la sortie. On appelle cette sortie la

cible du neurone). La règle d'apprentissage du perceptron va donc faire évoluer les poids du neurone vers une cible que l'on a spécifiée, l'algorithme simple suivant nous montre comment.

- 1) Initialisation des poids et du seuil S à des valeurs (petites) choisies au hasard.
- 2) Présentation d'une entrée de la base d'apprentissage.

$$E_n = (e_1, \dots, e_n) \quad (1)$$

- 3) Calcul de la sortie obtenue x pour cette entrée :

$$a = \sum(w_i \cdot e_i) - s \quad (2)$$

$$X = \text{signe}(a) \text{ (si } a > 0 \text{ alors } x = +1 \text{ sinon } a \leq 0 \text{ alors } x = -1)$$

- 4) Si la sortie x du Perceptron est différente de la sortie désirée d_1 pour cet exemple d'entrée E_1 alors modification des poids (μ le pas de modification) :

$$w_i(t + 1) = w_i(t) + \mu \cdot ((d_1 - x) \cdot e_i) \quad (3)$$

Rappel : $d_1 = +1$ si E est de la classe 1, $d_1 = -1$ si E est de la classe 2 et $(d_1 - x)$ est une estimation de l'erreur.

- 5) Tant que tous les exemples de la base d'apprentissage ne sont pas traités correctement (i.e. modification des poids), retour à l'étape 2. [20]

6. Architecture des réseaux de neurones

On distingue deux grandes familles de réseaux de neurones: les réseaux non bouclés et les réseaux bouclés [21]

6.1. Les réseaux de neurones non bouclés (en Anglais feedforward)

Un réseau de neurones non bouclé est représenté graphiquement par un ensemble de neurones "connectés" entre eux, l'information circulant des entrées vers les sorties sans "retour en arrière" ; si l'on représente le réseau comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les "connexions" entre ceux-ci, le graphe d'un réseau non bouclé est acyclique. Le terme de "connexions" est une métaphore : dans la très grande majorité des applications, les réseaux de neurones sont des formules algébriques dont les valeurs numériques sont calculées par des programmes d'ordinateurs, non des objets physiques (circuits électroniques spécialisés) ; néanmoins, le terme de connexion, issu des origines biologiques des réseaux de neurones, est passé dans l'usage, car il est commode quoique trompeur. Il a même donné naissance au terme de connexionnisme.

La Figure 2.4 représente un réseau de neurones non bouclé qui a une structure particulière, très fréquemment utilisée : il comprend des entrées, une couche de neurones "cachés" et des neurones de sortie. Les neurones de la couche cachée ne sont pas connectés entre eux. Cette structure est appelée Perceptron multicouche.

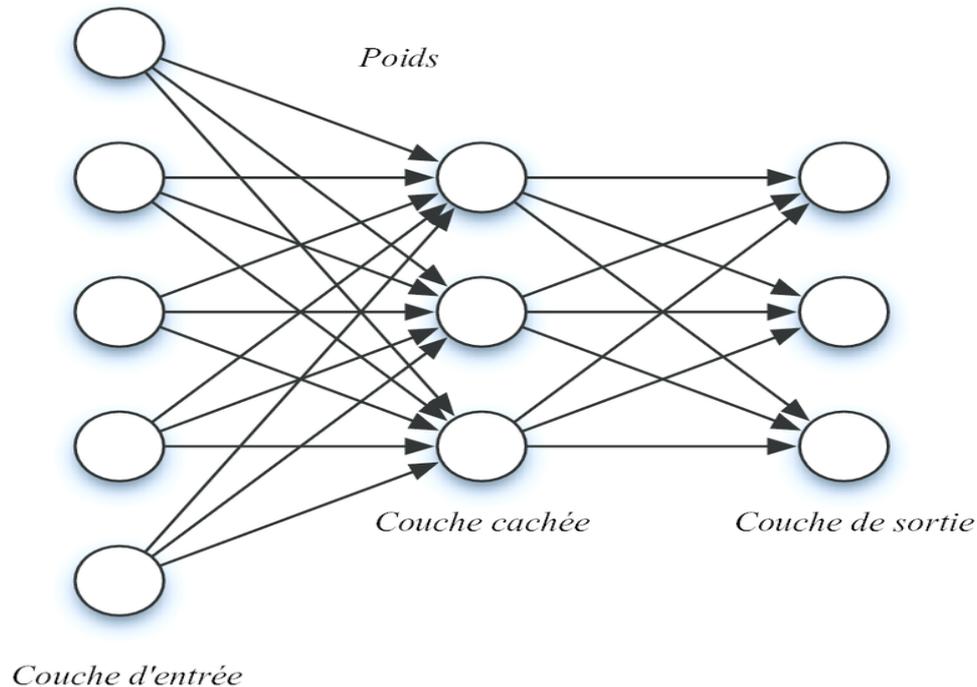


Figure 2.4 : Un Perceptron multicouche.

Les réseaux de neurones non bouclés sont des objets statiques : si les entrées sont indépendantes du temps, les sorties le sont également. Ils sont utilisés principalement pour effectuer des tâches d'approximation de fonction non linéaire, de classification ou de modélisation de processus statiques non linéaires.

6.2. Les réseaux de neurones bouclés (récurrents)

Contrairement aux réseaux de neurones non bouclés dont le graphe de connexions est acyclique, les réseaux de neurones bouclés peuvent avoir une topologie de connexions quelconque, comprenant notamment des boucles qui ramènent aux entrées la valeur d'une ou plusieurs sorties. Pour qu'un tel système soit causal, il faut évidemment qu'à toute boucle soit associé un retard : un réseau de neurones bouclé est donc un système dynamique, régi par des équations différentielles ; comme l'immense majorité des applications sont réalisées par des

programmes d'ordinateurs, on se place dans le cadre des systèmes à temps discret, où les équations différentielles sont remplacées par des équations aux différences.

Un réseau de neurones bouclé à temps discret est donc régi par une (ou plusieurs) équations aux différences non linéaires, résultant de la composition des fonctions réalisées par chacun des neurones et des retards associés à chacune des connexions.

La forme la plus générale des équations régissant un réseau de neurones bouclé est appelée forme canonique :

$$X(k+1) = \phi [x(k), u(k)]$$

$$Y(k) = \psi [x(k), u(k)]$$

Où ϕ et ψ sont des fonctions non linéaires réalisées par un réseau de neurones non bouclé (par exemple, mais pas obligatoirement, un Perceptron multicouche), et où k désigne le temps (discret). La forme canonique est représentée sur la Figure 2.5. Tout réseau de neurones, aussi compliqué soit-il, peut être mis sous cette forme canonique, de manière complètement automatique. Ainsi, le réseau représenté sur la Figure 2.6 peut être mis sous la forme canonique, strictement équivalente mais beaucoup plus facilement manipulable, représentée sur la Figure 2.7. Les réseaux de neurones bouclés sont utilisés pour effectuer des tâches de modélisation de systèmes dynamiques, de commande de processus, ou de filtrage.

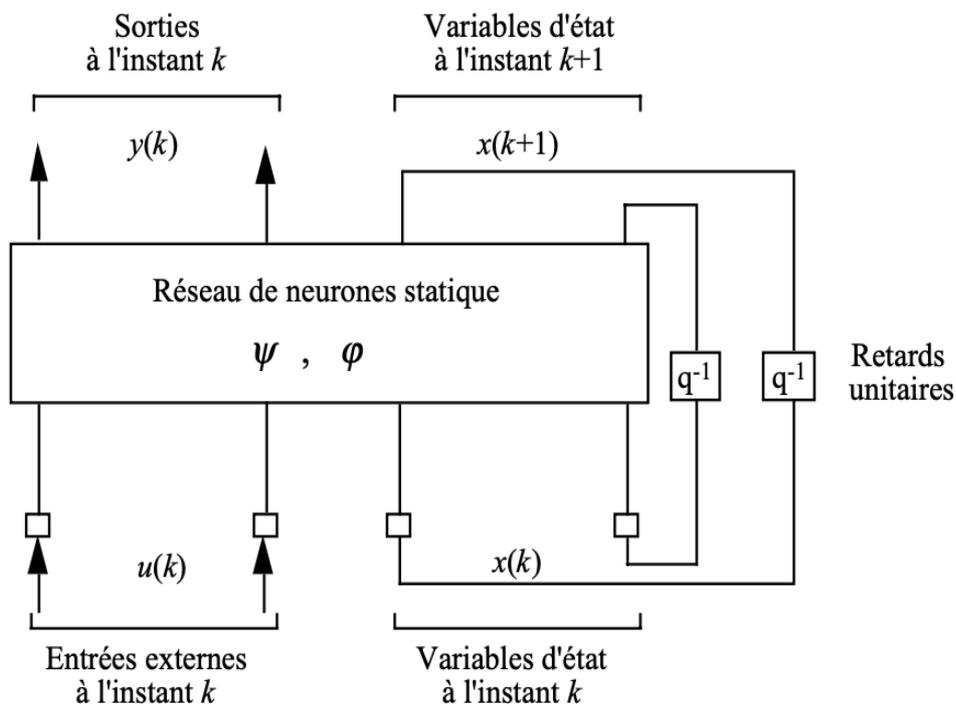


Figure 2.5 : Forme canonique d'un réseau de neurones bouclé

Le réseau neurones bouclé d'une forme canonique se compose de entrées $u(k)$ et de sorties $y(k)$ et des variables $x(k)$ à l'instant. Ces variables pénètrent tard dans le réseau, via le retard unitaires q^{-1} que devient $x(k + 1)$.

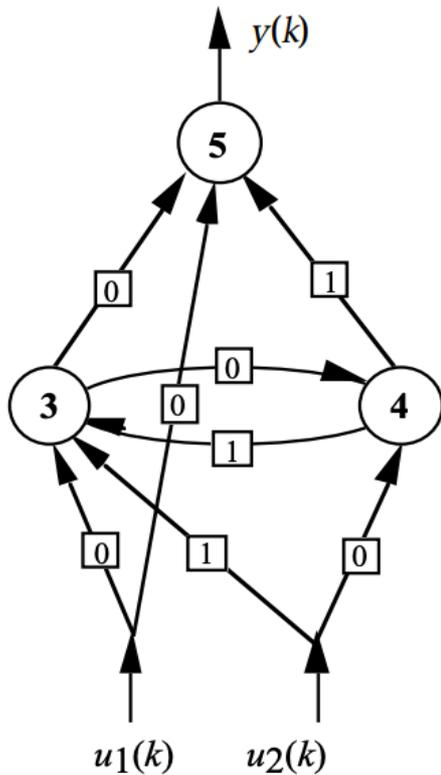


Figure 2.6

Un réseau de neurones bouclé.

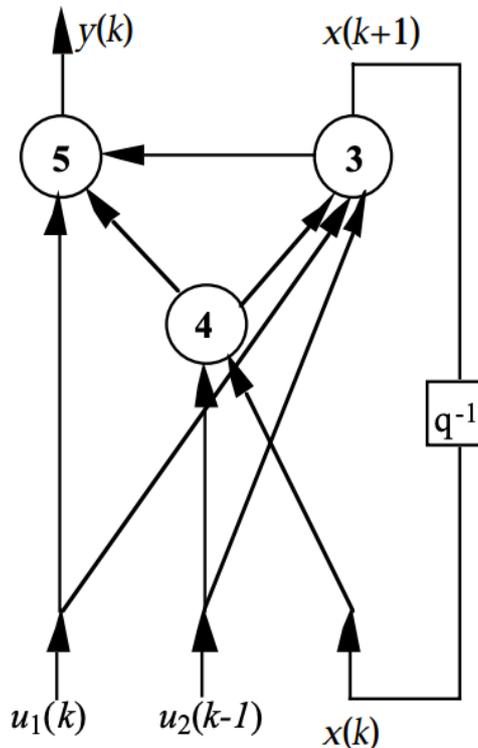


Figure 2.7

La forme canonique du réseau de la Figure 2.6

NB : Les nombres dans les carrés sont les retards (exprimés en nombre de période d'échantillonnage) associés à chaque connexion

7. Les types d'apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est une phase du développement du réseau de neurones durant laquelle on calcule les poids des neurones de telle manière que les sorties du réseau soient aussi proches que possible des sorties désirées. Les procédures d'apprentissage sont divisées, elles aussi, en deux grandes catégories: apprentissage supervisé et apprentissage non supervisé dans notre cas d'étude on s'intéressera au premier pour plus d'information vous pouvez consulter .[22, 23]

7.1. L'apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé implique l'existence d'un professeur qui a pour rôle d'évaluer le succès (ou l'échec) du réseau quand il lui est présenté un exemple appartenant à la base d'apprentissage. Cette supervision consiste à renvoyer au réseau une information lui permettant de faire évoluer ses connexions (parfois aussi sa propre architecture) afin de faire diminuer son taux d'échec. L'information peut être explicite, sous la forme d'une mesure de l'erreur commise. Par exemple, ou globalement sur l'ensemble des exemples de la base. C'est ce qui se passe dans le cas du Perceptron. Mais elle peut être plus implicite (apprentissage par renforcement), sous forme d'une simple appréciation (bon ou mauvais, punition ou récompense), sans mesure d'erreur, et même être globale, sur l'ensemble des tâches que le réseau doit exécuter. Dans ce dernier cas, il est facile de comprendre que l'apprentissage est le plus difficile, la difficulté majeure consistant pour le réseau à identifier les étapes du processus qui sont responsables de l'échec ou du succès. [22, 23]

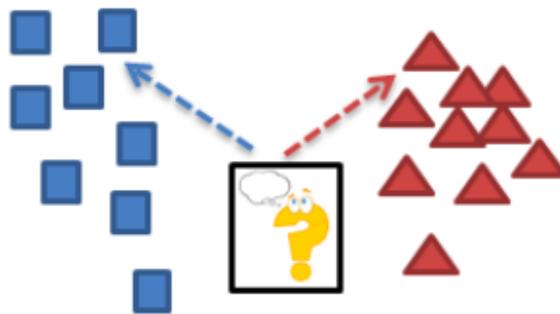


Figure 2.8 : l'apprentissage supervise

7.2. L'apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé implique la fourniture à un réseau autonome d'une quantité suffisante d'exemples contenant des répétitions (autrement dit de la redondance), telles que celui-ci en dégage les régularités automatiquement. Ces réseaux sont souvent appelés auto-organiseurs, ou encore à apprentissage compétitif. Dans l'apprentissage non supervisé, les données ne contiennent pas d'informations sur une sortie désirée, il n'y a pas de superviseur ou expert humain. Il s'agit de déterminer les paramètres du réseau de neurones suivant un critère à

définir. Dans ce cas, les exemples présentes à l'entrée provoquent une auto adaptation du réseau afin de produire des valeurs de sortie qui soient proches en réponse pour des valeurs d'entrées similaires. Ce type d'apprentissage possède souvent moins de complexité dans le calcul par rapport à l'apprentissage supervisé. Bien entendu, l'architecture du réseau, préalablement définie par son utilisateur, est une forme de supervision. [22, 23]

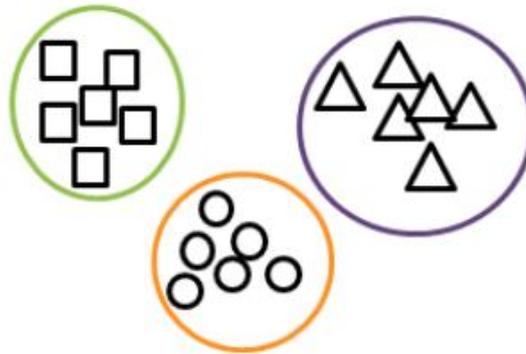


Figure 2.9 : l'apprentissage non supervise

8. Les réseaux de neurones les plus utilisés

La Figure 2.10 représente les réseaux de neurones les plus utilisés dans la littérature.

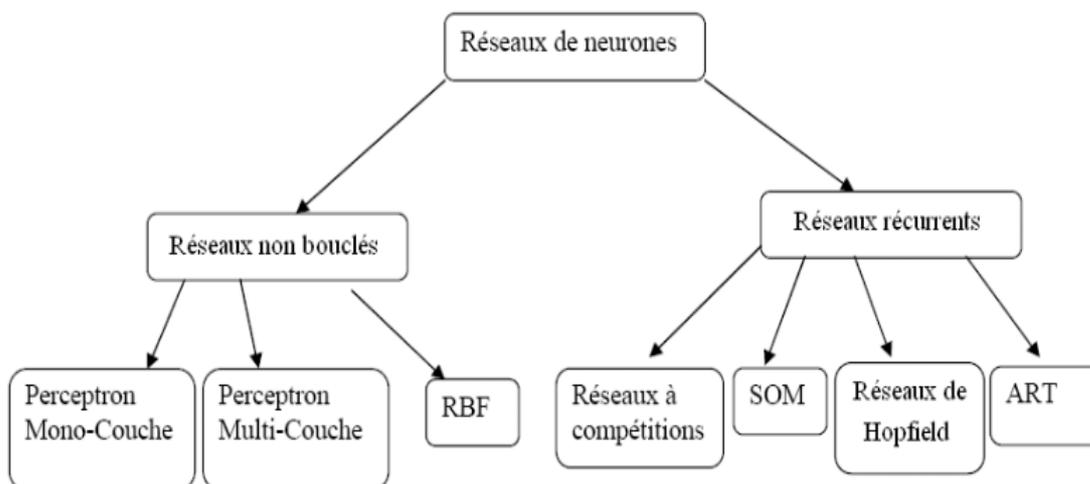


Figure 2.10 : Les réseaux de neurones les plus utilisés

9. Descente du gradient ou la fameuse règle delta

L'idée de la règle delta est d'utiliser une descente de gradient pour rechercher les vecteurs poids qui permettent au neurone de s'approcher le plus de sa cible. Pour étudier la descente de gradient, on va s'intéresser à un autre type de neurone appelé l'unité linéaire. C'est en fait un perceptron sans valeur de seuil. La valeur de sortie du neurone est simplement le produit scalaire du vecteur entré par le vecteur poids autrement dit le seuil $\theta = 0$.

$$\text{sortie}(\vec{x}) = \vec{w} \cdot \vec{x} \quad (4)$$

9.1. La descente de gradient

On va avoir besoin pour appliquer la descente du gradient, de calculer l'erreur de sortie globale sur tous les exemples d'entraînement (différent du cas précédent où l'on modifiait les poids pour chaque exemple). Cette erreur globale est définie comme étant la distance euclidienne [24] par :

$$E(\vec{w}) = \frac{1}{2} * \sum (\text{cible} - \text{sortie})^2 \quad (5)$$

La descente du gradient va chercher à déterminer un vecteur qui minimise E, donc l'erreur globale des exemples d'entraînement.

La mise à jour des poids se fera par la formule :

$$\Delta w_i = -\eta \nabla E(\vec{w}) \quad \text{Ou.} \quad \nabla E(\vec{w}) = \frac{\partial E}{\partial w_i} \quad (6)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_i} \text{ La dérivée partielle par rapport à } w_i$$

C'est la formule générale pour une descente de gradient, mais dans le cas de l'unité linéaire, la dérivée de la fonction d'activation est simple. Cela nous donne la formule de mise à jour des poids suivante :

$$\Delta w_i = \eta \sum (\text{cible} - \text{sortie})^2 x_i \quad (7)$$

La surface d'erreur dans le cas d'une unité linéaire ne possède qu'un minimum global, donc l'algorithme est sûr de converger vers ce minimum global si le coefficient d'apprentissage est suffisamment petit. C.-à-d. Si η est trop grand, il est possible que l'algorithme oscille autour du minimum sans l'atteindre, ou passe outre sans l'apercevoir. Pour pallier ce problème on peut

diminuer η au cours de l'apprentissage afin de gagner du temps : si η est trop petit au début l'algorithme ne ratera pas le minimum mais va mettre du temps avant de l'atteindre. On peut fixer une valeur pour le coefficient d'apprentissage au début puis la diminuer progressivement au cours de l'apprentissage. La descente du gradient est un concept important car c'est lui qui va permettre de faire apprendre un réseau de neurones par l'algorithme de rétro-propagation dont nous parlerons plus tard.

9.2. La descente de gradient stochastique

Dans l'algorithme de descente de gradient précédent, on doit calculer l'erreur globale avant d'appliquer la modification des poids. L'idée de la descente de gradient stochastique est de modifier les poids pour chaque exemple. On ne calcule donc pas l'erreur totale, mais pour chaque exemple d on va calculer l'erreur cible-sortie. L'erreur devient donc :

$$E_d(\vec{w}) = \frac{1}{2}(\text{cible} - \text{sortie})^2 \quad (8)$$

Pour des petites valeurs de η , on a une assez bonne approximation du vrai gradient. La descente de gradient stochastique permet parfois d'éviter certains minima locaux dans lesquels la descente de gradient classique se serait arrêtée.

9.3. La règle delta

La règle delta est en fait une descente de gradient incrémentale (descente de gradient stochastique) donnée par la formule pour une unité linéaire :

$$\Delta w_i = \eta \cdot (\text{cible} - \text{sortie}) \cdot x_i \quad (9)$$

On remarque que cette formule a l'air identique à la formule d'apprentissage du perceptron, bien que le terme sorti ne désigne pas la même chose. Dans le cas du perceptron, la sortie ne peut prendre que les valeurs 1 ou -1, alors que dans le cas d'une unité linéaire elle représente le produit scalaire des entrées par les poids du neurone $\vec{w}\vec{x}$.

La règle delta est souvent connue sous le nom de règle de Widrow-Hoff, Adaline, LMS (Least Means Square). Qui est le moteur d'algorithme de retro-propagation.

10. Réseaux de neurones multicouches (MLP)

Le Perceptron multicouches est un modèle possédant une grande capacité de calcul. Sa structure est composée d'une couche d'entrée, une couche de sortie, interprétée comme étant la réponse du réseau et d'une ou plusieurs couches intermédiaires dites « couches cachées ». Un neurone d'une couche inférieure ne peut être relié qu'à des neurones des couches suivantes. Il suit un apprentissage supervisé et utilise la règle d'apprentissage de rétro propagation. En général, les neurones du Perceptron multicouches sont animés par une fonction d'activation non linéaire (au moins dans une des couches). [25] Les choix classiques pour cette fonction sont :

- La fonction tangente hyperbolique : $\varphi(x) = \tanh(x)$ (c'est le choix standard).
- La fonction sigmoïde : $\varphi(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$

Ce sont les réseaux de neurones les plus connus. Un perceptron est un réseau de neurones artificiel du type Feedforward, c'est à dire à propagation directe. Sur l'exemple suivant nous présentons un perceptron à trois couches. La première est celle des entrées (elle n'est cependant pas considérée comme couche neuronale par certains auteurs car elle est linéaire et ne fait que distribuer les variables d'entrées). La deuxième est dite couche cachée (ou couche intermédiaire) et constitue le cœur du réseau de neurones. Ses fonctions d'activation sont du type sigmoïde. La troisième, constituée ici par un seul neurone est la couche de sortie. Sa fonction d'activation est du type linéaire bornée.

Nous pouvons remarquer sur la figure 2.8, des termes x_0^m en entrée des neurones². En fait, sur chaque neurone, en plus de ses entrées qui les lient avec les neurones précédents, on ajoute une entrée particulière que l'on appelle polarisation du neurone. Elle correspond à un biais qui joue un rôle de translation du domaine d'activité du neurone. Sa valeur est donc liée à la fonction d'activation puisqu'elle permet le déplacement de cette fonction. Afin de garder une notation généralisée, nous représentons ces biais comme le produit d'une entrée x_0^m par les poids w_{0j}^m . Nous fixons l'entrée x_0^m à l'unité, le poids porte alors l'information sur la polarisation du neurone.

Le perceptron multicouche est très utilisé en identification et en contrôle. Avec une couche cachée, il constitue un approximateur universel. De récentes recherches montrent qu'il peut être entraîné de manière à approximer n'importe quelle fonction entrées-sorties sous réserve

de mettre suffisamment de neurones dans la couche cachée et d'utiliser des sigmoïdes pour les fonctions d'activation. Bien entendu, les théorèmes mathématiques ne démontrent pas qu'un réseau à une seule couche cachée est optimal .[26]

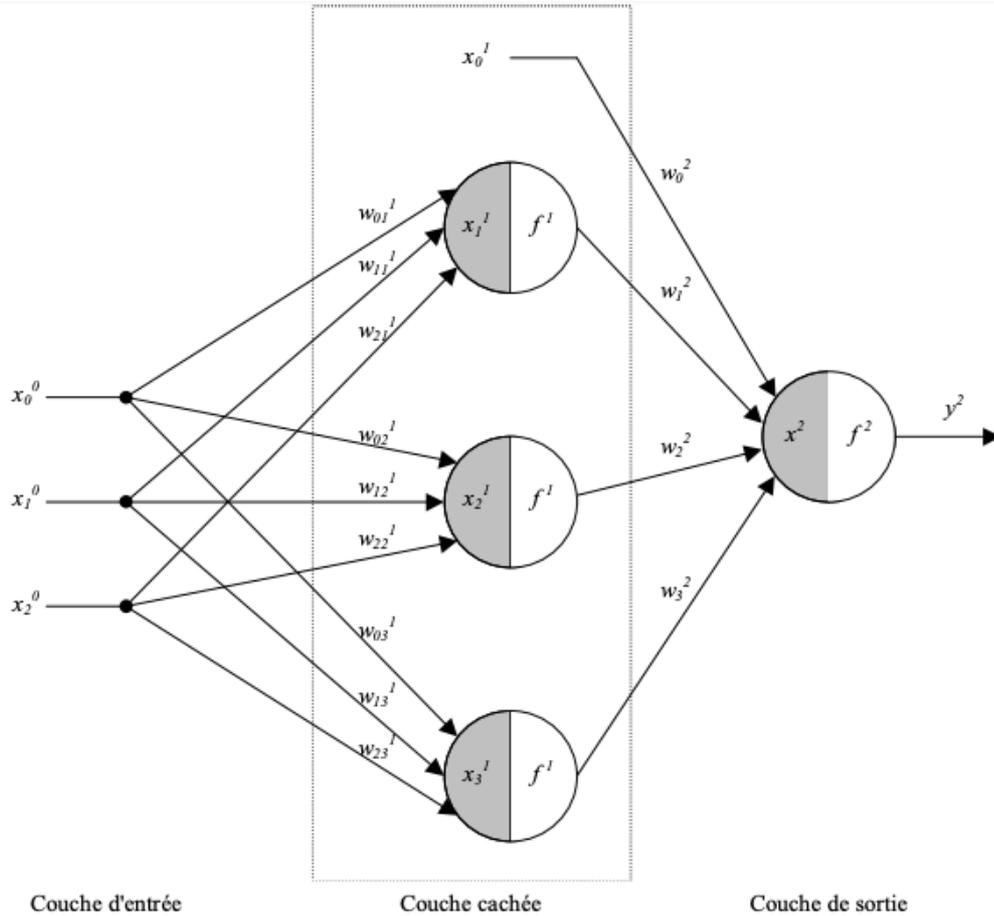


Figure 2.11 : Réseau de neurones de type perceptron à une couche cachée

11. Réseaux de neurones Fonction de base radiale (BRF)

Un réseau RBF comporte trois couches de neurones, une couche d'entrée, une couche cachée directement liée à la couche d'entrée par des connexions non pondérées, et une couche de sortie liée à la couche cachée par des connexions pondérées.

Soit un réseau n de entrées et une sortie ; si n_c est le nombre de nœuds de la couche cachée :

Soit $\|X - C\|^2 =$ La distance euclidienne.

φ : Fonction de base.

c_i : Centre des fonctions $c_i \in R^{n_c}$ et $1 < i < n_c$

w_i : Poids des connexions entre la couche cachée et la couche de sortie.

La fonction de sortie du réseau RBF peut être exprimée par :

$$f: R^n \rightarrow R$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^N w_i \varphi(X - C) \tag{10}$$

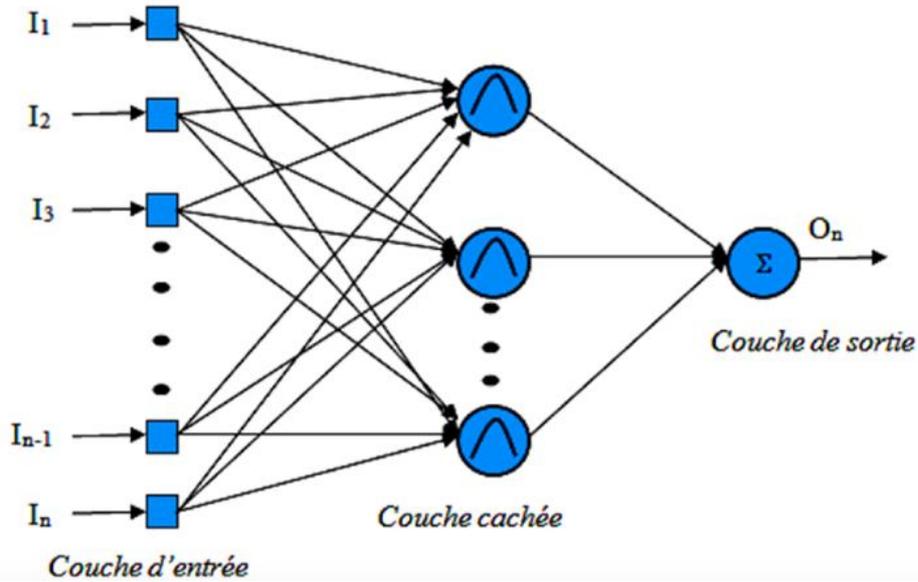


Figure 2.12 : exemple d'une réseaux BRF

12. L'algorithme de rétro-propagation du gradient

Cet algorithme permet de réaliser un apprentissage du réseau de neurones. On cherche à obtenir du réseau une réponse préétablie comme étant correcte. On dispose d'une base de connaissance de type entrée (p) - sortie attendue (d). On compare ensuite la sortie (a) à la sortie attendue. On introduit une fonction $e = d - a$ qui est la fonction d'erreur que l'on va chercher à minimiser en modifiant les poids du réseau. Une fois les poids définis par cet algorithme à partir d'exemples connus de l'utilisateur, par Calculer l'erreur en sortie pour corriger le poids de la couche précédente, puis propager jusqu'à la couche d'entrée. La correction utilise la dérivée de l'erreur par rapport à chacun des poids de la couche précédente.

Algorithme :

- Initialiser les poids à de petites valeurs aléatoires (entre -0.05 et 0.05)

- Tant que la condition d'arrêt n'est pas atteinte
- Pour chaque exemple d'entraînement
- Calculer les sorties du réseau a_i

$$a_i = g(in_i) = g\left(\sum_{j=1}^n w_{ij}a_j\right)$$

- Pour toutes les unités de sortie a_i , calculer l'erreur Δ_i :

$$\Delta_i \leftarrow g'(in_i) \times (d_i - a_i)$$

- Pour toutes les unités cachées j , calculer l'erreur Δ_j

$$\Delta_j \leftarrow g'(in_j) \sum_{i=1}^n (w_{ij} \Delta_i)$$

- Mettre à jour tous les poids w_{ij} :

$$w_{ij} \leftarrow w_{ij} + a_j \times a + \Delta_i$$

- Fin pour

La convergence de l'algorithme dépend de l'une des conditions d'arrêt suivantes :

- ✓ Après un certain nombre fixe d'itérations.
- ✓ Lorsque les poids se stabilisent
- ✓ Lorsque l'erreur dans les sorties des exemples d'entraînement descend en dessous d'une certaine borne.

13. Les capacités d'un réseau de neurones

Une définition plus large d'un réseau de neurones pratique est qu'il s'agit d'un ensemble de neurones interconnectés qui apprennent progressivement de leur environnement (données) pour capturer les relations linéaires et non linéaires essentielles dans des données complexes, afin de fournir des prévisions fiables pour les nouvelles situations contenant même du bruit ou des informations partielles. Les neurones sont les unités informatiques de base qui effectuent le traitement de données local dans un réseau. Ces neurones forment des réseaux massivement parallèles dont la fonction est déterminée par la structure du réseau, la force de connexion entre les neurones et le traitement effectué au niveau des neurones [27].

Les réseaux de neurones effectuent diverses tâches, notamment la prévision ou l'approximation de fonctions (voir Figure 2.9), la classification des formes, la classification et la prévision, comme illustré à la Figure 2.10. Les réseaux de neurones sont très puissants pour adapter les modèles aux données. Ils peuvent adapter des modèles non linéaires arbitrairement complexes à des données multidimensionnelles avec la précision souhaitée. Par conséquent, les prédicteurs de réseaux neuronaux sont appelés approximateurs universels. Du point de vue de la fonctionnalité, elles peuvent être considérées comme des extensions de certaines techniques multivariées, telles que la régression linéaire multiple et la régression non linéaire [27]

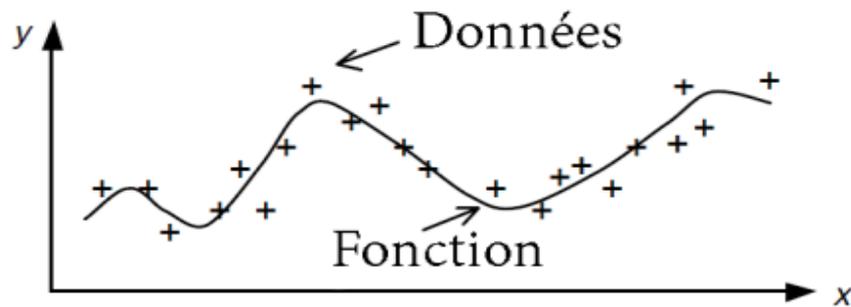


Figure 2.13 : Approximation des fonctions

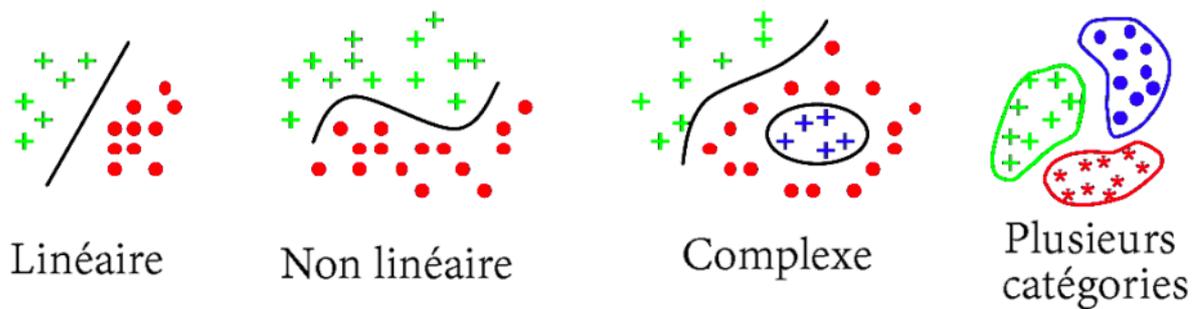


Figure 2.14 : Classification des données : attribuer des données à une classe

Les réseaux de neurones sont également capables de tâches de classification complexes de données et de signaux (séries de temps) réalisant des frontières de classification non linéaires arbitrairement complexes. Dans les cas où les groupes naturellement formés dans les données sont inconnus, Les réseaux de neurones sont utiles dans le regroupement non supervisés (clustering), dans lesquelles ils utilisent les propriétés internes des données pour découvrir des structures de clusters inconnues. Une des caractéristiques puissantes de la méthode de

classification neuronale non supervisée appelée auto-organisation est qu'elle peut également révéler simultanément des relations spatiales entre des clusters de données tout en recherchant ces clusters. Les réseaux de neurones sont également capables de prévoir des séries chronologiques, dans lesquels le, ou les prochains, résultats sont prévus (Figure 2.11). Ceci est accompli en capturant des modèles temporels dans les données sous la forme de mémoire passée, qui est incorporée dans le modèle. En prévision, cette connaissance du passé définit le comportement futur[27].

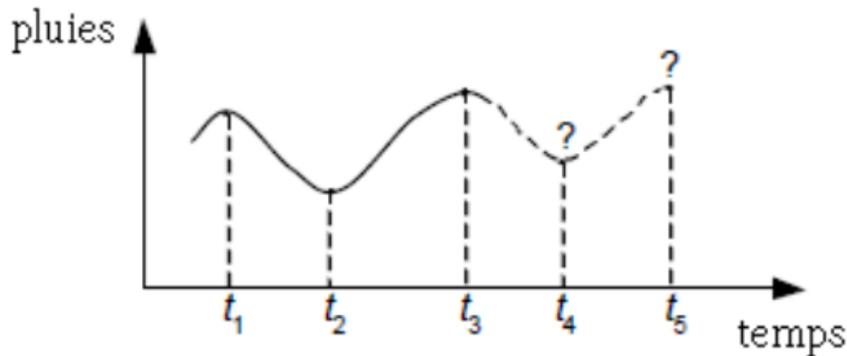


Figure 2.15 : Prévisions : prévoir les résultats d'une série chronologique

La classification des signaux (voir Figure 2.12) et des objets multidimensionnels tels que les images (vision artificielle) est un autre moyen d'utiliser davantage les réseaux de neurones .



Figure 2.16 : classification des signaux

14. Les différentes applications de RNA

L'une des plus grandes applications des réseaux de neurones se situe dans le domaine de la prédiction [30]. Les caractéristiques de parcimonie, de généralisation, d'approximation (Annexe A), de simplicité d'implantation, et du temps de calcul relativement faible, des réseaux de neurones les rendent un outil très commode pour les tâches de prédiction par rapport aux outils conventionnels de calculs. [28]

15. Avantages d'un réseau de neurones

Les Réseaux de Neurones Artificiels ont plusieurs avantages dont on peut citer [29, 30]

15.1 Réutilisabilité

Un réseau de neurones n'est pas programmé pour une application mais pour une classe de problèmes : après une phase d'apprentissage adéquate, il peut traiter de nombreuses tâches.

15.2 Robustesse

Les couches cachées du réseau de neurone forment une représentation abstraite des données (concepts), qui permettent de savoir catégoriser des données non traitées lors de l'apprentissage (non prévues).

15.3 Parallélisme

L'architecture des réseaux permet théoriquement à un grand nombre d'éléments de calcul simples de travailler d'une façon concurrente, ce qui facilite l'obtention des résultats très rapides et aide à l'implantation des applications ayant notamment des contraintes temps-réel.

15.4 Logique floue

Les réseaux de neurone se sont inspirés du fonctionnement du cerveau humain, ils savent utiliser des notions imprécises, modélisent des systèmes dynamiques et non linéaires, le réseau établit lui-même ses connaissances, à partir d'exemples.

16. Conclusion

Les réseaux de neurones artificiels, sont le cœur de plusieurs applications réelles, un outil indispensable qui a fait ses preuves dans la pratique par ces caractéristiques de généralisation et de robustesses face au bruit.

Ces réseaux ne sont en fait qu'un :

- ✓ Ensemble de neurones formels inspiré du neurone biologique
- ✓ Relié entre eux par des synapses contenant des poids.

- ✓ Utilisant un nombre d'algorithmes d'apprentissage afin de réaliser une tâche généralement la -classification, prédiction, approximation.

Nous nous sommes concentrés principalement dans ce chapitre sur une architecture neuronale, qui est généralement la plus utilisée pour la classification des anomalies cardiaques (le perceptron multicouches). Dans le chapitre suivant nous allons appliquer cette technique sur les signaux ECG.

Chapitre III :
Classifications des signaux
ECG

1. Introduction

Le but de notre travail est la réalisation d'une application qui permet la Classification des signaux ECG (normale ou pathologie), utilisant les réseaux de neurones. Ce chapitre présente les résultats de classification obtenus sur des données réelles de la base de données MIT/BIH.

2. Les anomalies cardiaques

L'anomalie sera prise en considération dans les expériences citées dans ce travail. Le choix de cette anomalie, a été fait sur la base de la morphologie et la forme des complexes QRS ainsi que sur le processus de dépolarisation des ventricules. La contraction ventriculaire prématurée (PVC) se caractérise par un complexe QRS large, cette propriété sera exploitée pour créer une différence entre les battements normaux et les battements anormaux.

3. Préparation base de donne

Avec la base de données mondiale MIT-BIH, deux bases de données ont été développées ; une pour l'apprentissage et une pour tester le classificateur développé. Les signaux sélectionnés sont des impulsions enregistrées à partir des signaux MIT100-MIT101-MIT102-.....- MIT221- MIT223.

Nous avons choisi les battements de l'enregistrement numéroté MIT100 comme normale car il ne contient pas des anomalies. Et le reste des enregistrements avec anomalies, puis nous avons pris un segment de 150 ms pour chaque signal (figure 3.1 et 3.2).

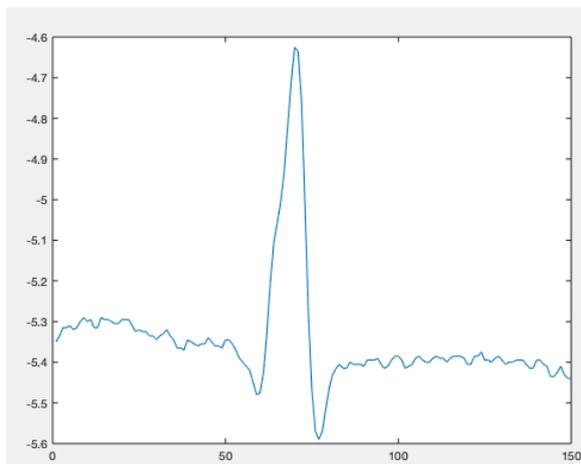


Figure 3.1 : un segment prit d'enregistrement 100
(normale)

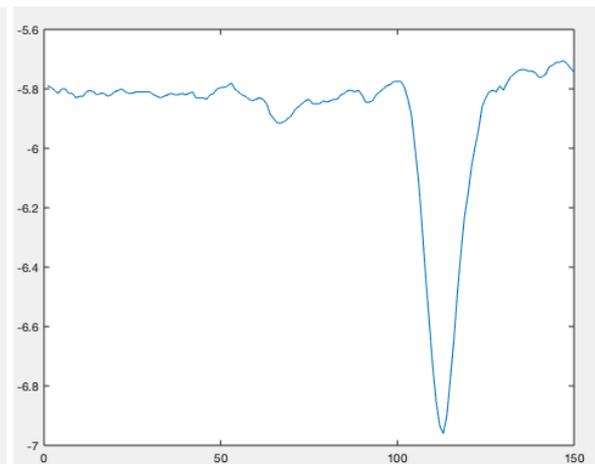


Figure 3.2 : un segment prit d'enregistrement 121
(anomalie)

4. La base de données MIT-BIH

La source de l'ECG inclus dans la base de données d'arythmies MIT-BIH est un ensemble de 48 enregistrements échantillonnés à une fréquence de 360 Hz. Chaque enregistrement comporte deux dérivations différentes du signal ECG. La base de données contient 23 enregistrements numérotés entre 100 et 124 pour le premier groupe, et de 25 enregistrements numérotés entre 200 et 234 pour le deuxième groupe. La durée de chacun des 48 enregistrements est de 30 minutes. Le premier groupe est prévu pour servir d'échantillon représentatif de variété de formes d'ondes qu'un détecteur d'arythmie pourrait rencontrer dans l'utilisation clinique courante ; tandis que le deuxième groupe est choisi pour inclure une variété de cas pathologiques. Les sujets étaient 25 hommes âgés de 32 à 89 ans, et 22 femmes âgées de 23 à 89 ans. Les enregistrements de MIT-BIH sont tous annotés, ce qui veut dire que chaque battement (complexe QRS) est décrit par une étiquette (annotation). Typiquement, un fichier d'annotation pour un enregistrement MIT-BIH contient environ 2000 annotations [31]

5. Choix de la taille des segments

Dans le cas des battements de type PVC (anomalie), l'impulsion électrique de dépolarisation est générée par un foyer ectopique, alors elle ne suit pas le chemin de conduction du rythme sinusal normal, ceci se traduit par une déformation du contenu fréquentiel du complexe QRS par rapport au spectre issu d'un battement sinusal normal. Par conséquent les formes d'onde du PVC sont plus larges que les normales ; alors, nous avons choisi une fenêtre très étroite de 150 ms pour extraire les complexes QRS à partir du signal ECG.

6. Simulation du réseau RBF :

Après plusieurs tests un réseau (BRF) a été retenu. Ce type de réseaux présente l'avantage concernant la rapidité de la phase d'apprentissage

6.1. Les paramètres du réseau BRF

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

6.2. L'organigramme du réseau RBF

L'organigramme du réseau RBF est défini sur la figure 3.3 avec les différentes étapes.

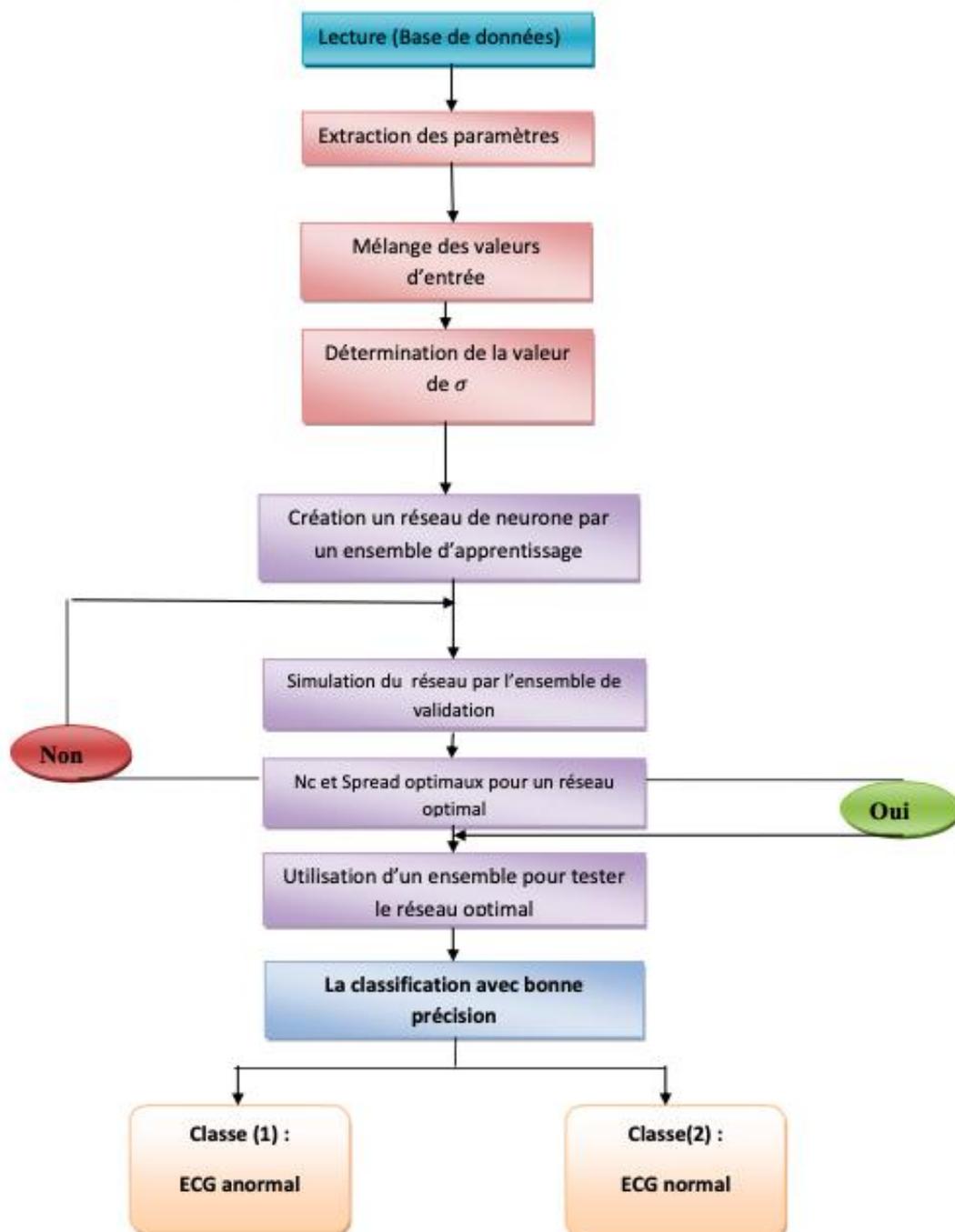


Figure 3.3 : l'organigramme de réseaux BRF

6.3. Classification des signaux ECG

Dans notre application, nous avons fait appel à la toolbox neural networks disponible sous MATLAB[32].

En utilisant comme classification un réseaux neurone de type BRF (Radial Basis Fonction) avec 25 neurones en entrée, le nombre de neurones dans la couche cachée est égale à 25 et 01 neurone en couche de sortie représentant la classe (normal ou pathologie).

Nous avons déjà sélectionné des segments de 150 points, 5 segments normaux prit de l'enregistrement 100 et 30 segments anomalies, donc on a 35 segments on totale. En prendre 25 segments pour l'apprentissage et les 10 segments reste pour le test.

6.4. Phase d'apprentissage

Dans l'étape d'apprentissage Nous allons créer un réseau de neurones artificiels de type BRF sur Matlab, Ce dernier se compose de 25 couche cachée et 01 neurone de sortie pour deux choix soit normale ou anomalie, donc le réseaux besoin de 25 segments pour l'entrer Comme le montre l'image.

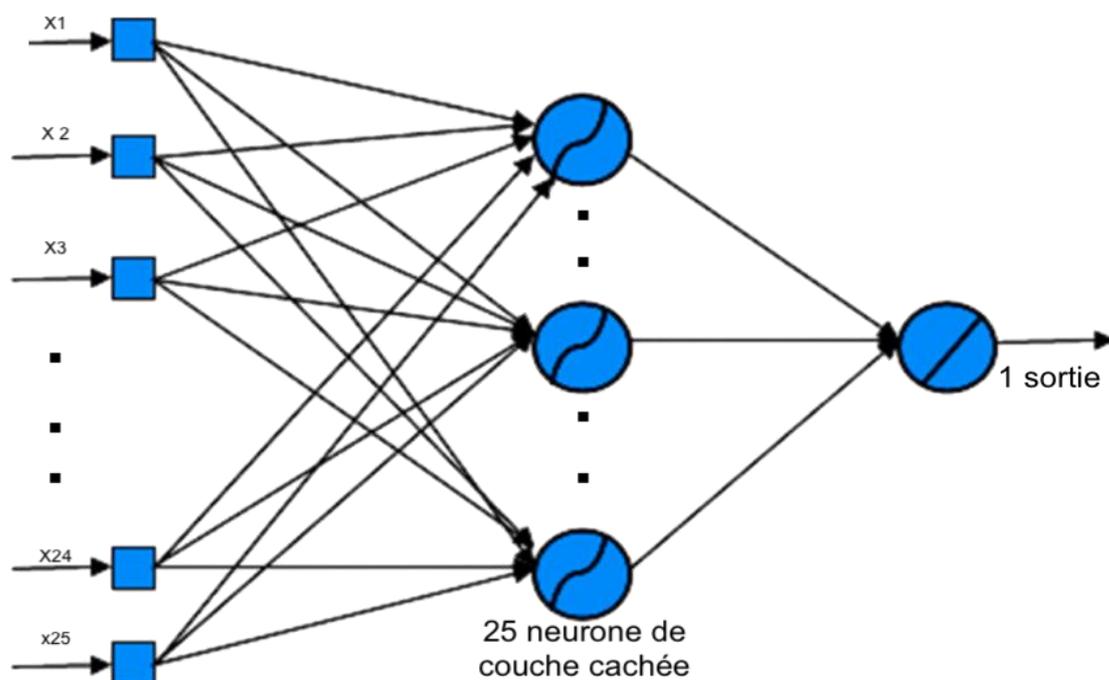


Figure 3.4: Architecture de réseaux réalise

Après l'entraînement de réseaux nous Nous obtenons le taux de classification de 96% pour la phase d'apprentissage.

6.5. Phase de test

Dans cette étape nous avons testé le programme sur les segments restants (figure 3.5), où nous avons obtenu de bons résultats concernant cette étape en termes d'erreur.

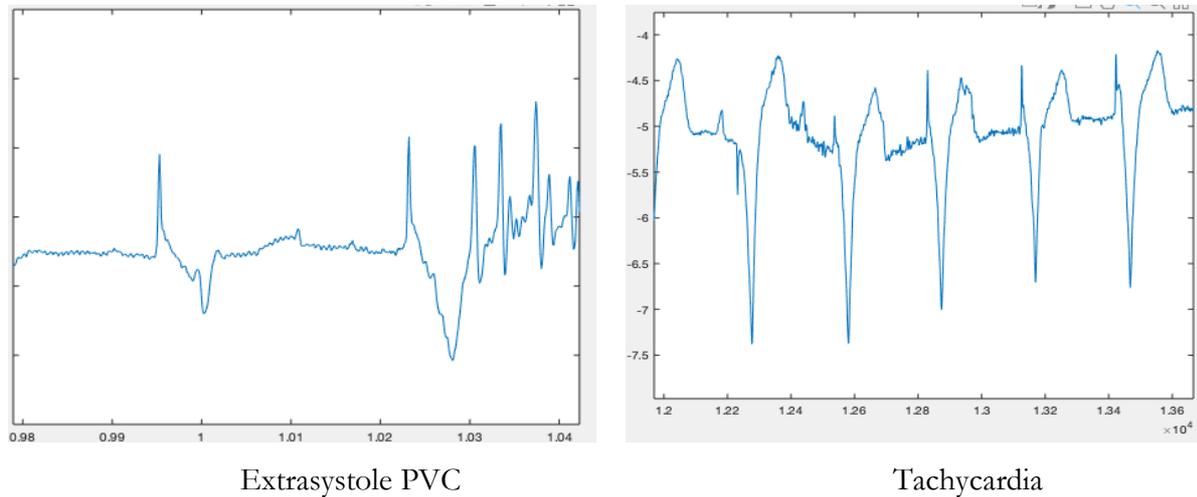


Figure 3.5 : Anomalies cardiaques

Les segments testés sont des segments extraits d'enregistrements normaux et anomalies à partir la base de données préparées.

La méthodologie de classification est fiable avec un taux de classification de 100%.

6. Conclusion

Ce chapitre donne un aperçu des différentes étapes qui composent le système de diagnostic cardiaque automatique. Utilisation de techniques d'intelligence artificielle dans le traitement du signal ECG, en particulier les réseaux de neurones artificiels, et les résultats de classification. Ainsi que les étapes de simulation de réseaux BRF et la base de donne utilise sont aussi exposés.

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 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 minimale 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

Références bibliographiques

Références bibliographiques

1. Tchiotsoy, D., *Modélisations polynomiales des signaux ECG: applications à la compression*. 2007, Institut National Polytechnique de Lorraine.
2. Bernard, C., *Etude sur la physiologie du coeur*. *Revue des Deux Mondes (1829-1971)*, 1865. **56**(1): p. 236-252.
3. D'Alché, E.-P., *comprendre la physiologie cardiovasculaire*, Flammarion médecine-sciences. 2003.
4. Zipes, D.P., *Heart-brain interactions in cardiac arrhythmias: role of the autonomic nervous system*. *Cleveland Clinic journal of medicine*, 2008. **75**(2): p. S94.
5. Sherwood, L., *Physiologie humaine*. 2015: De Boeck Supérieur.
6. Viricel, G., et al. *Évaluation d'un support d'aide à l'analyse de l'électrocardiogramme par les internes des urgences*. in *Annales de Cardiologie et d'Angéiologie*. 2020. Elsevier.
7. Bergman, K.S., et al., *Effect of body position on the diagnostic accuracy of the electrocardiogram*. *American heart journal*, 1989. **117**(1): p. 204-206.
8. de Jager, J., L. Wallis, and D. Maritz, *ECG interpretation skills of South African Emergency Medicine residents*. *International journal of emergency medicine*, 2010. **3**(4): p. 309-314.
9. AMZIL, D., *Méthode hybride pour la restauration des signaux: ECG, EEG, EMG*. 2012.
10. Cabasson, A., *Estimation et analyse des intervalles cardiaques*. 2008.
11. mondiale de la Santé, O., *Directives: sur l'apport en potassium chez l'adulte et chez l'enfant: résumé d'orientation*. 2013, Organisation mondiale de la Santé.
12. Taboulet, P., *Diagnostic ECG du syndrome coronarien aigu. Partie 1. L'ECG normal, les variantes et anomalies fréquentes*. *Annales françaises de médecine d'urgence*, 2013. **3**(1): p. 20-27.
13. Belgacem, N., M. Chikh, and F. BEREKSI REGUIG, *Détection et Identification des Arythmies Cardiaques Par Application des Réseaux de Neurones*. 2003.
14. Schläpfer, J. and P. Staeger. *Extrasystoles supraventriculaires et ventriculaires*. in *Forum Médical Suisse*. 2017. EMH Media.
15. Rennard, J.-P., *Réseaux neuronaux: une introduction accompagnée d'un modèle Java*. 2006: Vuibert.
17. Khataee, A. and M. Kasiri, *Artificial neural networks modeling of contaminated water treatment processes by homogeneous and heterogeneous nanocatalysis*. *Journal of Molecular Catalysis A: Chemical*, 2010. **331**(1-2): p. 86-100.
18. Parizeau, M., *Réseaux de neurones*. GIF-21140 et GIF-64326, 2004. **124**.
19. Goodfellow, I., Y. Bengio, and A. Courville, *Deep learning*. 2016: MIT press.
20. Touzet, C., *les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme*. 1992.

21. Dreyfus, G., et al., *Réseaux de neurones*. Vol. 39. 2002: Eyrolles Paris.
22. de Beauville, J.-P.A. and F.-Z. Kettaf, *Bases théoriques pour l'apprentissage et la décision en reconnaissance des formes*. 2005: Cépaduès.
23. Dreyfus, G., *Apprentissage statistique*. 2008: Editions Eyrolles.
24. Dreyfus, G., et al., *Apprentissage statistique*. Groupe Eyrolles, 2002: p. 77.
25. Melki, R., *Apprentissage des réseaux de neurones MLP par une méthode hybride à base d'une métaheuristique*. 2019.
26. Baghli, L., *Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques*. 1999.
27. Samarasinghe, S., *Neural Networks for applied sciences and engineering*, (2006). 2006, Auerbach Publications, Boston, MA, USA.
28. Trahi, F., *Prédiction de l'irradiation solaire globale pour la région de Tizi ouzou par les réseaux de neurones artificiels: Application pour le dimensionnement d'une installation photovoltaïque pour l'alimentation du laboratoire de recherche LAMPA*. 2011, Université Mouloud Mammeri.
29. Abdi, H. and D. Valentin, *Modèles neuronaux, connexionistes et numériques pour la mémoire des visages*. *Psychologie Française*, 1994. **39**: p. 375-391.
30. Merabti, Y., *Optimisation des réseaux de neurones MLP par l'algorithme hybride AG-RT pour le contrôle d'un système non linéaire*. 2015.
31. MIT-BIH Arrhythmia Database, <http://www.physionet.org/physiobank/database>.
32. r2019a, M., <https://www.mathworks.com/support/accessibility.html>. 2019.

Annexe

%Phase d'apprentissage

```
close all;
clear all;
clc;
load('database.mat');
fs=360;
%%
ECG0=(val100-1024)/200;%%normal%%
a1=ECG0(300:449);
a2=ECG0(600:749);
a3=ECG0(900:1049);
%%
ECG1=(val101-1024)/200;
a4=ECG1(1200:1349);
%%
ECG2=(val102-1024)/200;
a5=ECG2(7500:7649);
%%
ECG3=(val103-1024)/200;
a6=ECG3(15000:15149);%%normal%%;
%%
ECG4=(val104-1024)/200;
a7=ECG4(5200:5349);
a8=ECG4(3800:3949);
a9=ECG4(8500:8649);
a10=ECG4(10200:10349);
%%
ECG6=(val106-1024)/200;
a11=ECG6(12400:12549);
%%
ECG7=(val107-1024)/200;
a12=ECG7(9900:10049);
%%
ECG8=(val108-1024)/200;
a13=ECG8(9900:10049);
a14=ECG8(19600:19749);
%%
```

```
ECG9=(val109-1024)/200;
a15=ECG9(1000:1149);
a16=ECG9(13800:13949);
%%
ECG11=(val111-1024)/200;
a17=ECG11(16400:16549);
%%
ECG13=(val113-1024)/200;
a18=ECG13(8500:8649);
%%
ECG19=(val119-1024)/200;
a19=ECG19(1300:1449);
%%
ECG21=(val121-1024)/200;
a20=ECG21(1100:1249);
%%
ECG00=(val200-1024)/200;
a21=ECG00(10200:10349);
%%
ECG02=(val202-1024)/200;
a22=ECG02(10200:10349);
%%
ECG03=(val203-1024)/200;
a23=ECG03(6000:6149);
%%
ECG017=(val217-1024)/200;
a24=ECG017(13500:13649);
%%
ECG023=(val223-1024)/200;
a25=ECG023(8200:8349);
%%
r0=1:150;
%%
b1=pchip(r0',a1',25:75);
b2=pchip(r0',a2',25:75);
b3=pchip(r0',a3',25:75);
b4=pchip(r0',a4',25:75);
b5=pchip(r0',a5',25:75);
b6=pchip(r0',a6',25:75);
```

```

b7=pchip(r0',a7',25:75);
b8=pchip(r0',a8',25:75);
b9=pchip(r0',a9',25:75);
b10=pchip(r0',a10',25:75);
b11=pchip(r0',a11',25:75);
b12=pchip(r0',a12',25:75);
b13=pchip(r0',a13',25:75);
b14=pchip(r0',a14',25:75);
b15=pchip(r0',a15',25:75);
b16=pchip(r0',a16',25:75);
b17=pchip(r0',a17',25:75);
b18=pchip(r0',a18',25:75);
b19=pchip(r0',a19',25:75);
b20=pchip(r0',a20',25:75);
b21=pchip(r0',a21',25:75);
b22=pchip(r0',a22',25:75);
b23=pchip(r0',a23',25:75);
b24=pchip(r0',a24',25:75);
b25=pchip(r0',a25',25:75);
%%
P1=[b1' b2' b3' b4' b5' b6' b7' b8' b9' b10' b11' b12' b13' b14' b15' b16'
b17' b18' b19' b20' b21' b22' b23' b24' b25'] ;
t01= [1 1 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0];
%%
net=newgrnn(P1,t01);
save data1.mat;

```

Phase de test

```

close all;
clear all;
clc;
load('matlab.mat');
fs=360;
%%
ECG0=(val100-1024)/200;%%normal%%
a1=ECG0(16500:16649);
%%

```

```
ECG1=(val101-1024)/200;%%normal%%
a2=ECG1(1300:1449);
a3=ECG1(15000:15149);
%%
ECG3=(val102-1024)/200;
a4=ECG3(10500:10649);
a5=ECG3(500:649);
%%
ECG4=(val104-1024)/200;
a6=ECG4(11900:12049);
a7=ECG4(10400:10549);
%%
ECG6=(val106-1024)/200;
a8=ECG6(10800:10949);
%%
ECG7=(val107-1024)/200;
a9=ECG7(9500:9649);
%%
ECG8=(val108-1024)/200;
a10=ECG8(20000:20149);
%%
ECG9=(val109-1024)/200;
a11=ECG9(13800:13949);
%%
ECG11=(val111-1024)/200;
a12=ECG11(17500:17649);
%%
ECG13=(val113-1024)/200;
a13=ECG13(6000:6149);
%%
ECG19=(val119-1024)/200;
a14=ECG19(12800:12949);
%%
ECG21=(val121-1024)/200;
a15=ECG21(15900:16049);
%%
r0=1:150;
b1=pchip(r0',a1',25:75);
b2=pchip(r0',a2',25:75);
```

```
b3=pchip(r0',a3',25:75);
b4=pchip(r0',a4',25:75);
b5=pchip(r0',a5',25:75);
b6=pchip(r0',a6',25:75);
b7=pchip(r0',a7',25:75);
b8=pchip(r0',a8',25:75);
b9=pchip(r0',a9',25:75);
b10=pchip(r0',a10',25:75);
b11=pchip(r0',a11',25:75);
b12=pchip(r0',a12',25:75);
b13=pchip(r0',a13',25:75);
b14=pchip(r0',a14',25:75);
b15=pchip(r0',a15',25:75);
%% test
load data1.mat;
tr=sim(net,b5');

if tr>0.5
    disp('normale');
else
    disp('pathologie');
end
```

Résumé :

Le signal ECG représente l'activité électrique du cœur et reflète l'état de santé de l'appareil cardiovasculaire. Il contient aussi des informations qui permettent la distinction des maladies cardiovasculaires. Le taux élevé de mortalité dans le monde dû aux problèmes liés au dysfonctionnement de l'appareil cardiaque a poussé les chercheurs à développer des techniques de classification automatique des maladies cardiovasculaires pour un bon diagnostic. Le travail dans ce mémoire présente une méthode de classification et de discrimination d'arythmies et d'anomalies cardiaques en utilisant des paramètres pertinents. Ces paramètres sont relatifs aux intervalles et variabilités temporels extraits des signaux ECG. L'expérience consiste à classifier les battements cardiaques normaux et anormaux, en utilisant dans cette expérience des réseaux de neurones artificiels de type BRF, où des résultats très satisfaisants ont été obtenus.

Mots clés : ECG, Réseaux neurones, BRF

Abstract

The ECG signal represents the electrical activity of the heart and reflects the state of health of the cardiovascular system. It also contains information that helps distinguish cardiovascular disease. The high death rate worldwide due to problems related to dysfunction of the heart system has prompted researchers to develop techniques for automatically classifying cardiovascular diseases for proper diagnosis. The work in this dissertation presents a method of classifying and discriminating arrhythmias and cardiac abnormalities using relevant parameters. These parameters relate to the time intervals and variabilities extracted from the ECG signals.

The experiment consists in classifying the normal and abnormal heartbeats, using in this experiment artificial neural networks of the BRF type, where very satisfactory results were obtained.

ملخص:

تمثل إشارة مخطط كهربية القلب النشاط الكهربائي للقلب وتعكس الحالة الصحية لنظام القلب والأوعية الدموية. يحتوي أيضًا على معلومات تساعد في التمييز بين أمراض القلب والأوعية الدموية. دفع معدل الوفيات المرتفع في جميع أنحاء العالم بسبب المشاكل المتعلقة بخلل في نظام القلب الباحثين إلى تطوير تقنيات لتصنيف أمراض القلب والأوعية الدموية تلقائيًا من أجل التشخيص المناسب. يقدم العمل في هذه الرسالة طريقة لتصنيف وتمييز عدم انتظام ضربات القلب والتشوهات القلبية باستخدام المعلومات ذات الصلة. تتعلق هذه المعلومات بالفترات الزمنية والمتغيرات المستخرجة من إشارات تخطيط القلب. التجربة تتمثل في تمييز دقات القلب العادية و الغير العادية مستعملين في هاته التجربة الشبكات العصبية الاصطناعية من نوع BRF حيث تم الحصول على نتائج جد مرضية .