

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

UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA-BOUMERDES



Faculté de Technologie

Département Ingénierie des Systèmes Electriques

Mémoire de Master

Présenté par

Zerdoud Thinhinane

Abdellaoui Amina

Filière : Génie Biomédical

Spécialité : Instrumentation Biomédicale

Filtrage du Signal ECG par les Réseaux de Neurones Artificiels.

Soutenu le 21/10/2020 devant le jury :

Dr. Nafa	Fares	MCB	UMBB	Président
Dr. Messaoudi	Noureddine	MCA	UMBB	Examineur
Dr. Yakhelef	Yassine	MCA	UMBB	Encadreur



Dédicace

À nos parents

À nos sœur et frères

À nos amies

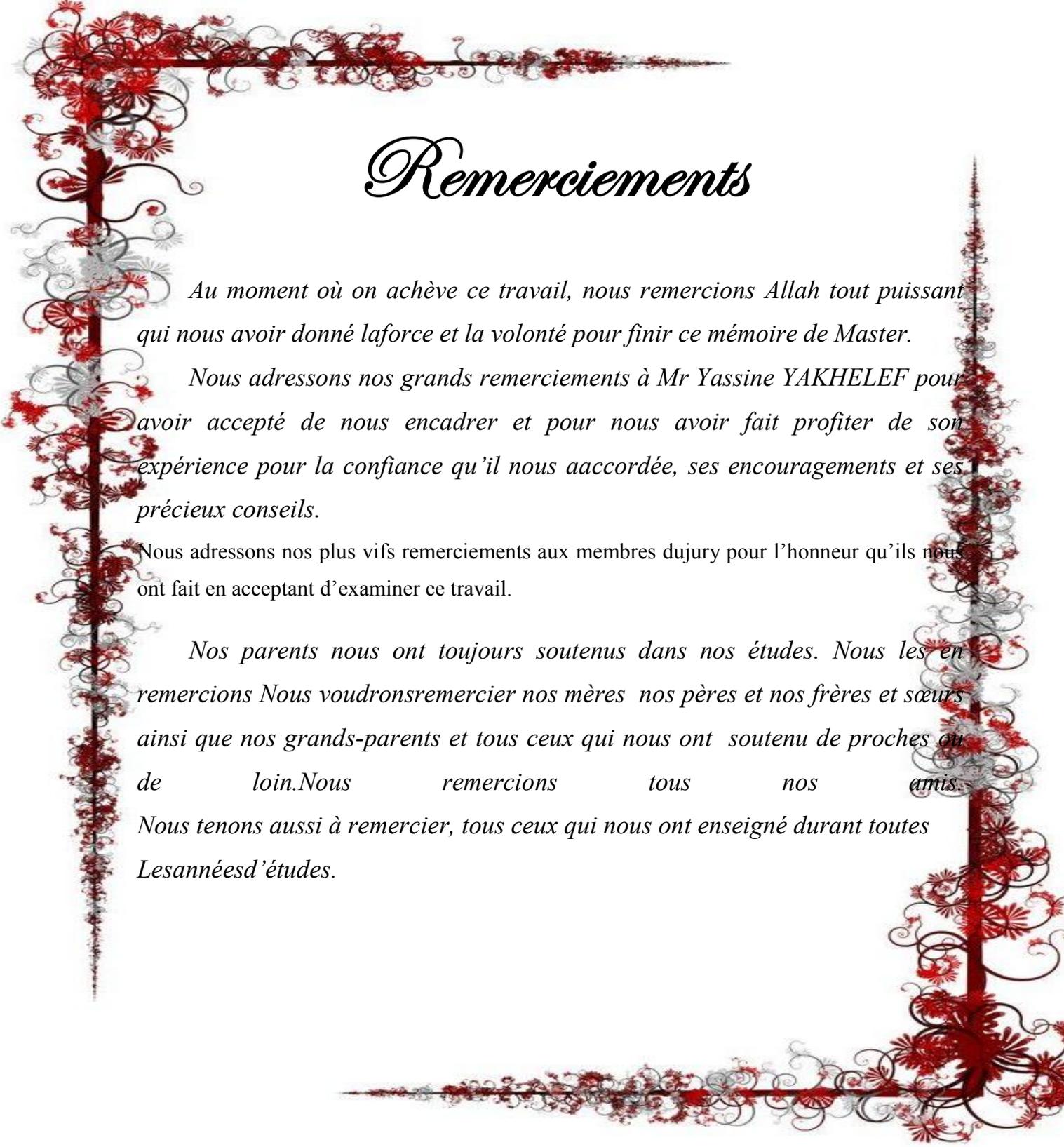
À nos familles

*À tous nos enseignants surtout notre encadreur et à nos
collègues*

À tous ceux qu'on aime

Qu'ils trouvent ici l'expression notre

Reconnaissance.



Remerciements

Au moment où on achève ce travail, nous remercions Allah tout puissant qui nous avoir donné la force et la volonté pour finir ce mémoire de Master.

Nous adressons nos grands remerciements à Mr Yassine YAKHELEF pour avoir accepté de nous encadrer et pour nous avoir fait profiter de son expérience pour la confiance qu'il nous a accordée, ses encouragements et ses précieux conseils.

Nous adressons nos plus vifs remerciements aux membres du jury pour l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant d'examiner ce travail.

Nos parents nous ont toujours soutenus dans nos études. Nous les en remercions Nous voudrions remercier nos mères nos pères et nos frères et sœurs ainsi que nos grands-parents et tous ceux qui nous ont soutenu de proches ou de loin. Nous remercions tous nos amis.

Nous tenons aussi à remercier, tous ceux qui nous ont enseigné durant toutes les années d'études.

Résumé

L'électrocardiographie explore l'activité électrique du cœur par enregistrement des variations des ondes électriques de l'activité de polarisation et de dépolarisation ventriculaire et auriculaires du cœur. L'activité cardiaque constitue l'un des plus importants paramètres déterminant l'état cardiaque d'un sujet. Elle se traduit par l'apparition de plusieurs ondes sur le tracé de l'électrocardiographe : c'est le signal cardiaque ou l'électrocardiogramme ECG. L'analyse du signal ECG et l'identification de ses paramètres constituent une étape primordiale pour le diagnostic. Cependant, des sources de bruits telles que les variations de la ligne de base, l'interférence du réseau électrique, et d'autres artefacts, mettent en arène la mise en œuvre des techniques d'analyse et d'identification utilisées. Toutefois, un ensemble de méthodes et d'algorithmes sont développés compte tenu de l'importance de ce signal et son exploitation en routine clinique dans le diagnostic des cas pathologiques cardiaques. Ce travail s'inscrit dans cette problématique et présente un algorithme de Filtrage d'un signal ECG bruité, par application des réseaux de neurones dynamiques. Les résultats ont été validés par un signal ECG bruité de la base de données « MIT-BIH Arrhythmia Data base » dans l'environnement MATLAB.

Mots Clés : Electrocardiogramme, bruit, Filtrage, Signal bruité, Signal filtré, Réseau de neurones artificiel, Architecture feedforward.

Abstract

The electrocardiography explores the electrical activity of the heart by recording changes in electrical waves of the ventricular and arterial polarization and depolarization activity of the heart. Cardiac activity is one of the most important parameters determining a subject's condition. Cardiac activity is one of the most important parameters determining a subject's heart condition. It results in the appearance of several waves on the trace of the electrocardiography: this is the cardiac signal or the ECG electrocardiogram. The analysis of the ECG signal and the identification of its parameters is an essential step for the diagnosis.

However, sources of noise such as variations in the baseline, electrical interference from the power grid, and other artifacts, challenge the implementation of the analysis and identification techniques used. A set of methods and algorithms are developed taking into account the importance of this signal and its use in clinical routine in the diagnosis of cardiac pathologies. This work addresses the subject of filtering a noisy ECG signal using the artificial neural networks approach.

The results were validated by simulation of a noisy ECG signal obtained from the « MIT-BIH Arrhythmia Database » and MATLAB environment.

Keywords: Electrocardiogram, noise, Filtering, Noisy signal, Filtered signal, Artificial Neural network, Feedforward architecture.

ملخص

يقوم جهاز كشف النشاط الكهربائي للقلب لتسجيل تغيرات في الموجات الكهربائية لنشاط الاستقطاب وإزالة الاستقطاب لأذين و بطين القلب.

النشاط الكهربائي للقلب هو أحد أهم العوامل التي تحدد حاله المريض، حيث نترجم المخطط الكهربائي (ECG) المسجل بفضل الجهاز المذكور سابقا.

تحليل المخطط الكهربائي للقلب (ECG) , وتحديد إعداداته بدقه, يساعد على كشف المرض وبالتالي التشخيص من طرف الطبيب المعني.

توجد مصادر التشويش التي تؤثر على جهاز الكشف و بالتالي نتحصل على اشارة غير واضحة و يصعب على المختص تحليله و استخراج النتائج منه. و من اجل ذلك تم تطوير عدة اساليب و خوارزميات تعمل على التخفيض و نزع الشوشرة نهائيا من الاشارة و جعلها واضحة.

هذا العمل، جزء من المشكلة المطروحة، حيث نقدم خوارزميه لتصفية الاشارة، ECG التي تخضع للتشويش من خلال تطبيق الشبكات العصبية الديناميكية.

الكلمات المفتاحية: المخطط الكهربائي للقلب ، الإشارة ، الشبكة العصبية ، الشوشرة، الخلايا العصبية.

Table des matières

Dédicaces	i
Remerciements.....	ii
Résumé.....	iii
Abstrac.....	iv
ملخص.....	v
Table des matières.....	vi
Liste des Abréviations.....	vii
Liste des tableaux.....	viii
Table des figures.....	ix
Introduction Générale.....	1

Chapitre 1: Enregistrement et caractéristiques du signal ECG

Introduction.....	2
1. Le cœur	2
2. Le système cardio-vasculaire.....	2
3. La circulation sanguine.....	3
4. L'électrocardiogramme	3
4.1. Définition de l'électrocardiogramme	3
4.1.1. Généralités sur l'ECG	3
4.1.2. Origine et propagation de l'activité électrique cardiaque.....	4
4.2. Caractéristiques électrocardiographiques.....	5
4.3. Enregistrement de l'électrocardiogramme.....	6
4.3.1. Principe de fonctionnement de l'électrocardiogramme.....	6
4.3.2. Tracé électrique du cœur.....	6

4.3.3. Intervalles temporels	7
4.3.4. Dérivations	8
4.3.5. Conditions d'un bon enregistrement	11
4.3.6. La fréquence cardiaque	13
4.3.7. Le rythme sinusal	13
4.4. Prétraitement du signal ECG	13
4.4.1. Les sources de bruits dans le signal ECG.	13
5. Filtrage de l'ECG	15
6. Le traitement automatique du signal ECG	16
7. Intérêt d'une analyse automatique d'un ECG.....	17
8. Les pathologies cardiaques.	17
Conclusion.....	18

Chapitre 02 : Réseaux de Neurones Artificiels

Introduction.....	20
1. Réseaux de neurones artificiels.....	20
1.1. Définition	20
1.2. Le neurone.....	22
1.2.1. Le modèle biologique.....	22
1.2.2. Le modèle formel.....	26
2. Fonction d'activation.....	25
3. Architecture des réseaux de neurones artificiels	30
3.1. Les réseaux de neurones bouclés (reccurent networks)	31
3.1.1. Les réseaux de neurones non bouclés (feedforward neural networks)	31
3.1.2. Réseau de Hopfield.....	30

3.2. Les réseaux de neurones non bouclés (feedforward neural networks).....	34
3.2.1. Les perceptrons.....	34
3.2.2. Les réseaux à fonction radia.....	37
4. L'apprentissage	37
4.1. Les réseaux à apprentissage supervisé.....	37
4.1.1. Déroulement d'apprentissage d'un réseau de neurone artificiel de Rétro-propagation.....	38
4.2. Les réseaux à apprentissage non supervisé	38
5. Les filtres des signaux biomédicaux à base des réseaux de neurones artificiels	39
5.1. Les filtres adaptatifs	39
Conclusion	40

Chapitre 3 : Simulation et Résultats

Introduction	41
1. L'organigramme d'algorithme de filtre à base de Feedforward.....	41
2. Résultats et discussion.....	42
2.1. Etude	42
3. Etude de l'effet de l'architecture de RNA sur les performances de filtrage.....	44
3.1. Etude et Evaluation	42
3.1.1. SNR (Signal to Noise Ratio).....	44
3.1.2. Erreur Quadratique Moyenne.....	44
3.2. Interprétation	49
Conclusion.....	50
Conclusion générale	51
Liste des Références.....	53

LISTE DES ABRÉVIATIONS

aVR	Mesure unipolaire augmentée sur le bras droit.
aVL	Mesure unipolaire augmentée sur le bras gauche.
aVF	Mesure unipolaire augmentée sur la jambe gauche.
BP	Back propagation.
D.D.P	Différence de potentiel.
E	Entrée.
ECG	Electrocardiogramme.
EMG	Electromyogramme (contraction musculaire).
EQM	Erreur Quadratique Moyenne.
LMS	Least Mean Squares.
MSE	Mean Squared Error.
PMC	Perceptron Multi-Couches.
RNA	Réseaux de Neurones Artificiels.
RBF	Radial Basis Functions.
RRBF	Recurrent Radial Basis Function.
RLS	Recursive Least Squares.
RTRL	Real Time Recurrent Learning.
S	Sortie
SNR	Signal to Noise Ratio.
VD	Ventricule Droite.
VG	Ventricule Gauche.
VR	Potentiel au bras droit.
VL	Potentiel au bras gauche.
VF	Potentiel dans la jambe gauche.
W	Weight.

Liste des Tableaux

TABLEAU 1.1: Résumé des paramètres médicaux qui peuvent être utilisés dans une approche technique	18
TABLEAU 2.1 : Types de fonction de transfert d'un neurone formel.....	26
TABLEAU 3.1 : EQM et SNR d'un réseau Feedforward d'une seule couche caché, avec une augmentation de nombre de neurones de 1neurone à 5 par un par un pas.....	46
TABLEAU 3.2 : EQMet SNR d'un réseau Feedforward d'une seule couche caché, avec l'augmentation de nombre de neurones de 5neurones à 85 par pas de 10.....	48
TABLEAU 3.3 EQM et SNR d'un réseau Feedforward de deux couches cachées de nombre de neurones identiques, avec l'augmentation par pas de 10.....	49

Listedes Figures

Figure 1.1 Le chemin de l'onde d'activation.....	4
Figure 1.2 cycles du signal ECG.....	4
Figure 1.3 Le cycle électrique d'un battement de coeur.....	7
Figure1.4 Différents intervalles dans l'ECG.....	8
Figure1.5 Schéma sur les 12 dérivations [ECG, 2008].....	8
Figure1. 6 Dérivations bipolaires et triangle d'Einthoven.....	9
Figure 1.7 Dérivations unipolaires augmentées.....	10
Figure 1.8 Les six dérivations précordiales.....	11
Figure1.9 Les douze dérivations standard dans chaque plan du corps.....	11
Figure 1.10 Différentes densités spectrales du signal ECG, du complexe QRS et les brui.....	13
Figure 1.11 Bruits présent dans un signal ECG : (a) bruit du secteur 50Hz; (b) fluctuations de la ligne de base; (c) le signal EMG; et (d) les artefacts dûs aux mouvements du patient.....	14
Figure 2.1 schéma général d'un réseau de neurones artificiels.....	21
Figure2.2 Schéma d'un neurone.....	22
Figure 2.3 Schéma de principe d'un couple de neurones reliés par une synapse.....	22
Figure2.4 Schéma du neurone formel.....	24
Figure 2.5 Représentation matriciel d'un réseau à trois couches.....	27
Figure 2.6 Représentation du comportement dynamique d'un neurone récurrent.....	29
Figure 2.7 Topologie de RRBF.....	29
Figure 2.8 Réseau Hopfield de mémoire auto-associative.....	31
Figure 2.9 Exemples des réseaux de neurone non bouclés de trois couches, connu aussi par : réseau rétro-propagation (back propagation network).....	31
Figure 2.10 illustration de la séparation linéaire des motifs dans l'espace bidimensionnel par un seul neurone.....	32

Figure 2.11 Un exemple du réseau neuronal à trois couches avec deux entées pour la classification de trois grappes différentes en une seule catégorie.....	33
Figure 2.12 OR, AND, les opérations logiques utilisées avec le modèle neuronal Muccoloch-Pitts.....	33
Figure 2.13 Perceptronde Rosenblatt.....	34
Figure 2.14 Perceptron multicouche à une couche cachée.....	35
Figure 2.15 Représentation connexionniste d'un réseau RBF.....	36
Figure3.1 L'organigramme d'algorithme de filtre à base de Feedforward.....	41
Figure 3.2 L'affichage des données respectivement : signal ECG (100m.dat) de la banque MIT-BIH, Bruit de 50 Hz, et le signal ECG (100m.dat) injecté par le bruit.....	42
Figure 3.3 Le signal ECG désiré.....	43
Figure 3.4 Le signal ECG filtré à base de RNA d'une seule couche cachée, de 1 neurones.....	43
Figure 3.5 Le signal ECG filtré à base de RNA d'une seule couche cachée, de 5 neurones.....	45
Figure 3.6 Présentation d'EQM d'augmentation de nombre de neurones de 1 à 5 par un pas.....	46
Figure 3.7 Filtrage de signal ECG à base de RNA (feedforward) d'une seule couche cachée de 50 neurones.....	47
Figure 3.8 Présentation d'EQM d'augmentation de nombre de neurones de 5 à 85 par un pas de 10.....	47
Figure 3.9 Filtrage de signal ECG à base de RNA (feedforward) de deux couches cachées de nombre de neurones identiques35.....	48

Introduction
Générale.

Introduction Générale

Le cœur est l'organe central du système cardiovasculaire : il peut être affecté de nombreuses pathologies. Avec l'évolution des techniques, les médecins disposent aujourd'hui d'outils performants pour observer le fonctionnement du muscle cardiaque et dresser ainsi leur diagnostic. Parmi les examens cardiologiques possibles, l'*électrocardiogramme* (ECG) est l'examen le plus couramment effectué, car il est rapide à mettre en place, peu coûteux et surtout non invasif donc très peu contraignant pour le patient.

Normalement effectué sur un patient au repos en cabinet ou en milieu hospitalier, pendant quelques secondes, l'ECG est très souvent complété par un examen similaire d'une durée de 24 heures appelé « Holter », examen au cours duquel le patient peut vaquer à ses occupations habituelles. Le principal avantage de l'enregistrement Holter par rapport à l'ECG est qu'il permet la détection d'événements sporadiques qui n'interviennent pas nécessairement au cours des quelques secondes de l'enregistrement ECG lorsque le patient est au repos.

L'analyse de tels enregistrements nécessite l'utilisation d'outils de lecture automatique du signal, car la quantité d'information enregistrée en 24 heures est très importante : elle correspond à environ *100 000 battements cardiaques*, soit environ *93 millions de points* pour un enregistrement échantillonné à 360Hz [1]. Ces outils de lecture doivent permettre le repérage d'informations, et le calcul de paramètres caractéristiques comme le rythme cardiaque ou la fréquence d'occurrence des battements anormaux.

Ce travail entre dans le cadre d'effectuer un prétraitement du signal ECG lors de son enregistrement estimé très entaché par des interférences et bruits contaminant le signal et obscurcissant l'information utile sur l'état cardiaque. La réalisation de ce travail s'effectue selon la structure suivante.

Le premier chapitre présente sommairement le fonctionnement du système cardiovasculaire, et notamment du cœur. Ils permettent en particulier de comprendre l'origine des signaux électriques enregistrés par l'électrocardiogramme, et présentent quelques bruits typiques affectant souvent un enregistrement ECG et les différents troubles du rythme cardiaque.

L'objet du deuxième chapitre est la présentation des réseaux de neurones. Les avantages les plus importants que l'on peut attribuer à une application des réseaux de neurones sont : la modélisation, l'estimation et la prédiction de fonctions non linéaires par apprentissage, la généralisation et la reconstruction des signaux. Le préalable à toute analyse du signal ECG.

On terminera ce chapitre par utilisation d'un réseau de type FeedForward de la famille des réseaux neurones dites non-bouclé, pour développer un algorithme de filtrage important à l'analyse de l'ECG.

Dans le troisième chapitre on présente les résultats obtenus pour le traitement de l'ECG ; ça concerne le filtrage de l'interférence due à la fréquence 50 Hz du secteur électrique qui vient fausser le diagnostic et l'extraction des caractéristiques du signal au cours du diagnostic automatique.

Finalement, notre travail est terminé par une conclusion générale révélant les résultats aboutis ainsi quelques perspectives.

CHAPITRE 01

ENREGISTREMENT ET CARACTÉRISTIQUES DU SIGNAL ECG.

Chapitre1

Introduction

L'électrocardiographie explore l'activité électrique du cœur par enregistrement des variations des ondes électriques de l'activité de polarisation et de dépolarisation ventriculaire et auriculaires du cœur. L'activité cardiaque constitue l'un des plus importants paramètres déterminant l'état cardiaque d'un sujet. Elle se traduit par l'apparition de plusieurs ondes sur le tracé de l'électrocardiogramme : c'est le signal cardiaque.

L'analyse du signal ECG et l'identification de ses paramètres constituent une étape primordiale pour le diagnostic. Cependant, des sources de bruits telles que les variations de la ligne de base, l'interférence électrique du réseau électrique, et d'autres artefacts, mettent en œuvre la mise en œuvre des techniques d'analyse et d'identifications utilisées.

1. Le cœur

Le cœur est un organe creux et musculaire comparable à une pompe, qui assure la circulation du sang dans les veines et les artères. Sa forme est similaire à un cône inversé (sa base vers le haut et à droite et son apex en bas et à gauche).

Le cœur se situe dans le médiastin, c'est la partie médiane de la cage thoracique délimitée par les deux poumons, le sternum et la colonne vertébrale. Il se trouve un peu à gauche du centre du thorax. Le cœur pèse environ 300 grammes chez l'homme adulte, 250 grammes chez la femme. Il est capable de propulser, au repos, 4 à 5 litres de sang par minute.

Le cœur est considéré comme une pompe musculaire subdivisée en quatre cavités : deux oreillettes et deux ventricules permettant de propulser le sang vers toutes les cellules du corps humain. Les paires oreillette-ventricule droite et gauche constituent respectivement les cœurs droit et gauche.

2. Le système cardio-vasculaire

Le système cardio-vasculaire appelé aussi système circulatoire assure la circulation du sang d'une manière continue dans l'organisme. Il permet ainsi d'alimenter les tissus cellulaires en oxygène et en nutriments et d'évacuer les déchets vers les reins et le dioxyde de carbone vers les poumons. Ce système est composé d'un organe pompe, le cœur, et d'un

Chapitre1

réseau continu et fermé de conduits qui permettent le transport du sang, le système vasculaire (les veines et les artères).

3. La circulation sanguine

L'oreillette droite récupère le sang pauvre en oxygène des veines caves supérieure et inférieure, et le propulse après contraction vers le ventricule droit Cette phase est la systole auriculaire. Cette phase systolique est suivie d'une autre diastolique, permettant d'envoyer le sang dans les poumons à travers les artères pulmonaires. Le dioxyde de carbone véhiculé par ce sang sera évacué par les poumons vers l'extérieur du corps, et par la suite sera rechargé en oxygène. Le sang revient ensuite au cœur dans l'oreillette gauche, puis passe dans le ventricule gauche là où il est envoyé vers les organes dans le réseau artériel à travers l'aorte.

4. L'électrocardiogramme

Les potentiels électriques générés par le cœur se propagent dans tout l'organisme et apparaissent à la surface du corps. On peut mesurer la différence de potentiel (d.d.p) en deux points de la surface du corps à l'aide d'une paire d'électrodes. Des résultats différents sont obtenus, en plaçant plusieurs paires d'électrodes à différentes positions [2].

4.1 Définition de l'électrocardiographie

L'électrocardiogramme (ECG) est l'enregistrement de l'activité électrique générée par le cœur sur la surface corporelle, en utilisant des électrodes placées sur des points déterminés par une convention internationale appelés dérivations.

L'abréviation usuelle utilisée pour parler de l'électrocardiogramme est l'ECG, en anglais comme en français (On trouve aussi l'abréviation EKG). L'électrocardiogramme (ECG) est la représentation graphique de ce potentiel électrique

L'électrocardiographie est constitué en général de :

- Un ensemble d'électrodes destinés à être appliqués en contact direct du patient.
- Un système d'amplification des signaux issus des électrodes
- Un appareil enregistreur
- Un système d'enregistrement graphique.

4.1.1 . Généralités sur l'ECG

La figure ci-dessous représente le chemin parcouru par l'onde d'activation de l'ECG. Celle-ci naît dans l'oreillette droite dans le nœud dit de Keith et Flack (aussi appelé nœud

Chapitre 1

sino-auriculaire -noté KF sur la figure (1-1)) situé au pied de la veine cave supérieure. Cette onde s'étale sur les deux oreillettes et arrive jusqu'au nœud d'Aschoff-Tawara (aussi appelé nœud auriculo-ventriculaire, -AT sur la figure-) pour emprunter la voie de His et pour atteindre finalement les deux ventricules (VD et VG).

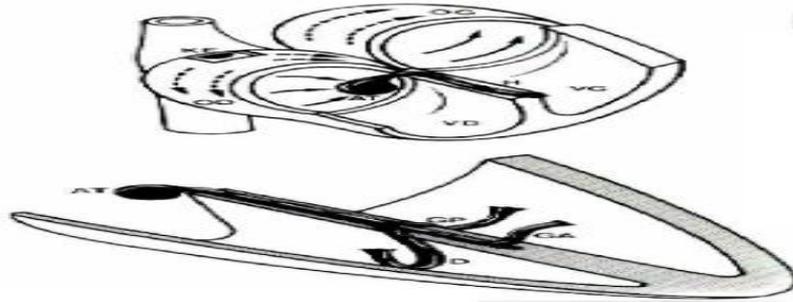


Figure 1.1 : Le chemin de l'onde d'activation.

Cette onde d'activation permet l'apparition de processus de dépolarisation et de repolarisation des cellules du cœur qui peuvent être recueillis par des électrodes placées dans des endroits précis.

Ces processus donnent lieu à la forme d'onde globale d'un ECG dit normal, illustré sur la figure ci-dessous :

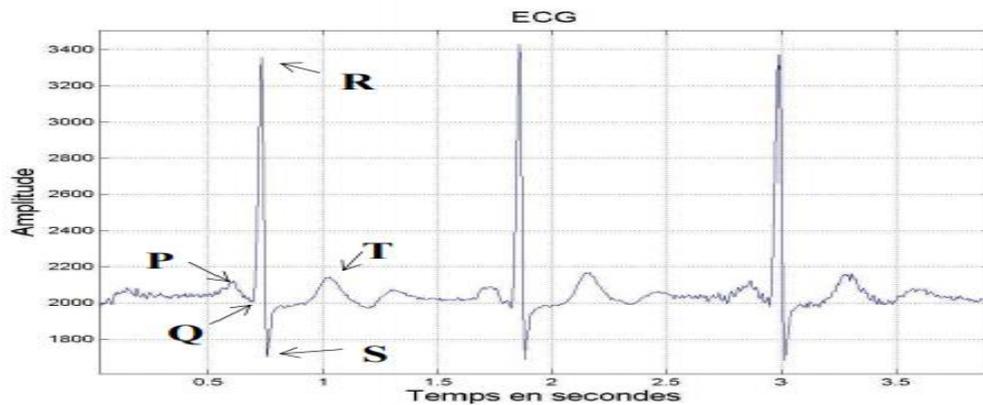


Figure1.2 : les cycles du signal ECG.

4.1.2. Origine et propagation de l'activité électrique cardiaque du cœur

Le cœur comporte un réseau intrinsèque de cellules conductrices qui produisent et propagent des impulsions électriques, ainsi que des cellules qui répondent à ces impulsions par une contraction. Une excitation qui naît dans le nœud sinusal conduit à une contraction

Chapitre 1

complète des deux oreillettes et des deux ventricules. Pendant la période d'activité (systole) et de repos (diastole) les cellules cardiaques sont le siège d'une suite complexe d'événements électriques membranaires et intracellulaires, qui sont à l'origine de cette contraction. Chaque cellule cardiaque contient différents ions, parmi lesquels les plus importants sont le sodium (Na^+), le potassium (K^+), le calcium (Ca^{++}) et le chlorure (Cl), qui sont impliqués dans les échanges membranaires. Leurs osmolarités intracellulaire et extracellulaire présentent des valeurs de potentiel électrochimique très différentes, spécifiques à chaque ion. Les gradients des concentrations ioniques sont régis par des mécanismes d'échange à travers des canaux spécifiques de la membrane cellulaire. Les variations de potentiel observées au cours du cycle cardiaque correspondent à des modifications de la perméabilité membranaire pendant les différentes phases de ce cycle. Au repos, l'intérieur de la membrane cellulaire est chargé négativement par rapport à l'extérieur, qui est pris comme référence. Cette différence de potentiel (potentiel de repos cellulaire) possède une valeur voisine de -90 [mV] pour les cellules ventriculaires, et dépend des concentrations ioniques dans les milieux intracellulaire et extracellulaire.

Quand une impulsion électrique d'amplitude suffisante arrive à une cellule excitable, l'intérieur de cette cellule devient rapidement positif par rapport à l'extérieur, suite au flux d'ions Na^+ allant de l'extérieur vers l'intérieur à travers la membrane). Ce processus est connu sous le nom de dépolarisation cellulaire. Le processus inverse, c'est-à-dire quand la cellule revient à son état de repos, est connu sous le nom de repolarisation cellulaire.

4.2 Caractéristiques électrocardiographiques

- Aspect caractéristique de torsion de l'axe des ventriculogrammes autour de la ligne isoélectrique (inversion de l'axe de 180° tous les 4-5 complexes environ) avec modification progressive de la morphologie et de l'amplitude.
- Fréquence ventriculaire rapide aux alentours de 200-250/mn.
- Caractère le plus souvent non soutenu avec arrêt spontané et tendance récidivante, avec évolution possible vers une fibrillation ventriculaire.
- Troubles de la repolarisation sur l'électrocardiogramme en rythme sinusal avec aspect de QT long (QT supérieur à 440 ms).

4.3. Enregistrement de l'électrocardiogramme

4.3.1. Principe de fonctionnement de l'électrocardiographe

Les signaux ECG sont typiquement de faible amplitude ± 2 mV et de fréquence de 0.05 à 150 Hz. Donc, on utilise des amplificateurs de hautes performances ; un gain approximativement de 103 avec un minimum bruit de fond.

L'électrocardiographie a grandement bénéficié des progrès récents de l'électronique et de l'informatique dans l'acquisition, l'enregistrement, le traitement et la transmission du signal ECG, avec une possibilité d'aide au diagnostic.

4.3.2. Tracé électrique du cœur

La visualisation de l'activité électrique du cœur pour un seul battement, donne un tracé constituée de trois ondes successives

1) L'onde P : correspond à la contraction de l'oreillette. Cette onde a une durée inférieure à 0.12 seconde tandis que son amplitude est inférieure à 0.25 mv.

2) L'espace PQ: correspond au temps écoulé entre le début de la contraction de l'oreillette et celle du ventricule. C'est le temps de conduction auriculo-ventriculaire. Il est normalement de 0.16 seconde.

3) Le complexe QRS: reflète la contraction des deux ventricules, sa durée est de 0.08 seconde.

- La pointe Q est négative et de faible amplitude
- La pointe R est positive et de grande amplitude
- La pointe S est négative et de faible amplitude

4) L'onde T : correspond à la fin de la contraction ventriculaire et à la repolarisation du myocarde. La durée QT est de 0.36 seconde.

5) L'onde U : est une onde positive qui suit l'onde T, visible essentiellement en précordiale (surtout en V2 et V3), d'amplitude moins que 25% en hauteur par rapport à l'onde T qui précède, mais peut atteindre 2 mm en V2, V3, V4. Leur signification est discutée. Deux thèses s'opposent [2] :

1. Repolarisation prolongée des fibres du réseau de Purkinje.
2. Facteur mécanique correspondant à la relaxation du myocarde.

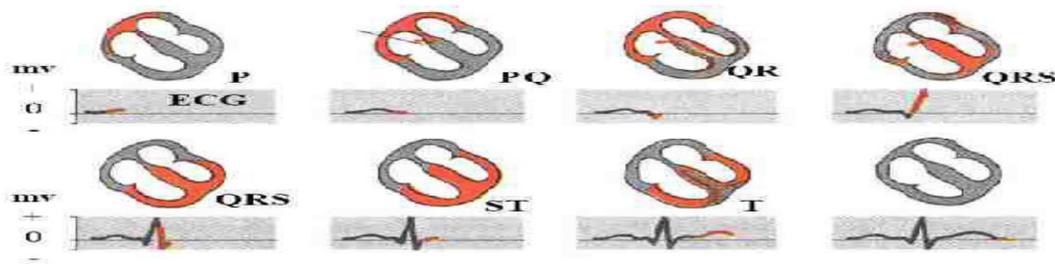


Figure 1.3: Le cycle électrique d'un battement de coeur.

4.3.3. Intervalles temporels

L'analyse de l'électrocardiogramme comprend la mesure des amplitudes et des durées ainsi que l'examen de la morphologie de l'onde P, du complexe QRS, de l'onde T, de l'intervalle PR, du segment ST, de l'intervalle QT. Les valeurs normales citées ci-dessous, qui s'appliquent à des adultes d'âge moyen, sont données à titre indicatif car il existe un chevauchement parfois important entre les valeurs normales et pathologiques.

- **L'Intervalle PR ou PQ**

L'intervalle PR ou PQ, mesuré du début de l'onde P au début du complexe QRS, représente le temps de propagation de l'influx par les oreillettes, le nœud auriculo-ventriculaire, le faisceau de 'His', ses branches, le réseau de Purkinje jusqu'au début de l'activation ventriculaire. La durée de l'intervalle PR varie de 0,12 à 0,20 secondes en fonction de la fréquence cardiaque et de l'âge.

- **L'Intervalle QRS**

La durée de cet intervalle représente le temps de dépolarisation ventriculaire.

- **L'Intervalle ST**

Le segment ST est la partie du tracé comprise entre la fin du complexe QRS et le début de l'onde T. Il correspond à la phase 2, en plateau, du potentiel d'action transmembranaire. Le segment ST normal peut être légèrement décalé, vers le haut au repos, ou vers le bas à l'effort.

- **L'Intervalle QT**

Il s'agit de la distance entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T, englobant la dépolarisation et la ré-polarisation ventriculaires. La durée de l'intervalle QT varie en fonction de la fréquence cardiaque, de l'âge et du sexe.

- **L'Intervalle RR**

Cet intervalle désigne le temps entre deux ondes R successives. La facilité de la détection de l'onde R donne l'importance de cet intervalle qui sert à mesurer la fréquence cardiaque.

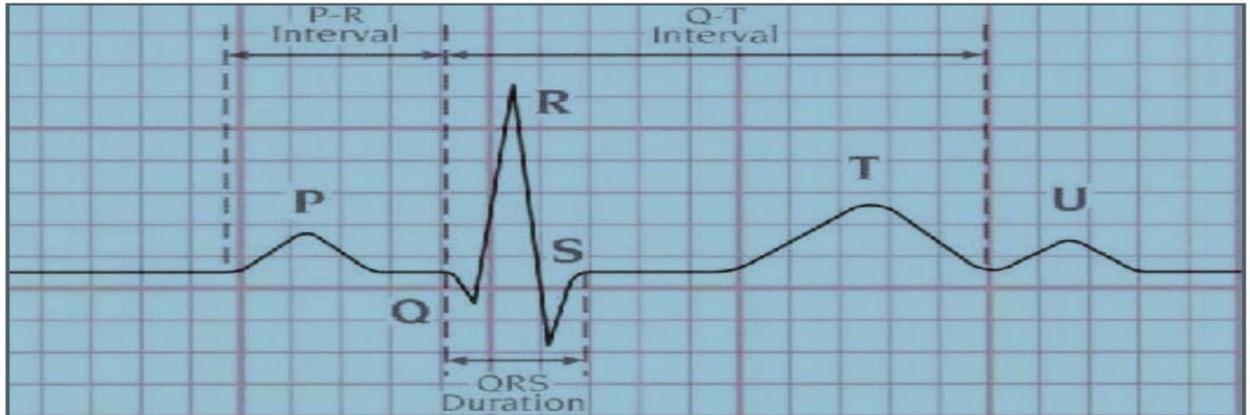


Figure 1.4: Différents intervalles dans l'ECG

4.3.4. Dérivations

Si on mesure le vecteur cardiaque dans une seule direction, on ne sera pas en mesure de le caractériser entièrement. Il est donc important d'avoir un standard de positionnement des électrodes (dérivations) pour l'évaluation clinique du signal ECG [2]. On appelle dérivation, un circuit électrique déterminé par un couple d'électrodes placées en deux points déterminés de la surface du corps et entre lesquelles sont enregistrées les différences de potentiel. Les électrodes sont positionnées à des endroits du corps bien définis, générant ainsi ce qu'on appelle l'ECG à 12 dérivations standardisées par une convention internationale (figure 1-4.1). Elles permettent d'avoir une idée tridimensionnelle de l'activité électrique du cœur.

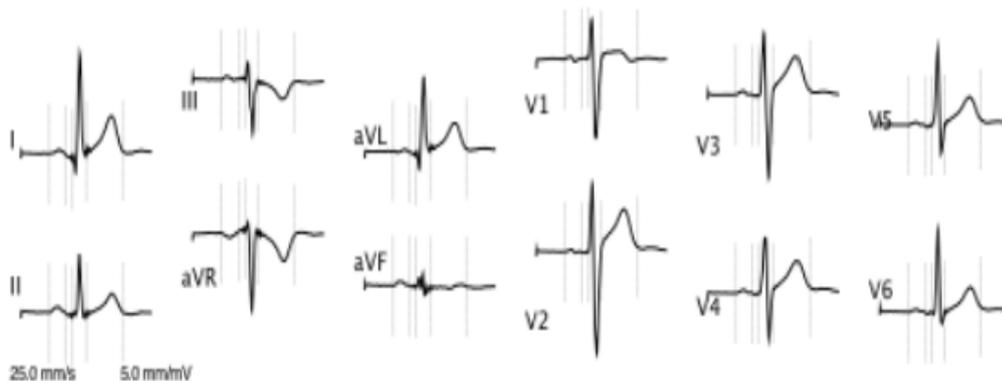


Figure 1.5 : Schéma sur les 12 dérivations

a) Six dérivations périphériques

Ce sont des dérivations de plan frontal, elles sont appelées aussi éloignées parce que les électrodes sont placées à distance de la surface épicaudique [3].

➤ Le triangle d'Einthoven

Le système d'Einthoven [Ein08] se base sur les hypothèses suivantes :

- L'activité électrique du cœur est équivalente à celle d'un dipôle, dont la direction, l'orientation et le moment varient au cours de la systole, mais dont l'origine reste fixe.

- Les membres sont de simples conducteurs linéaires.

- Le corps constitue un milieu résistif homogène. Einthoven a proposé trois dérivations, appelées bipolaires car le potentiel est mesuré entre deux électrodes :

- DI, DII et DIII. Elles sont obtenues à partir des potentiels du bras gauche (L), du bras droit (R) et de la jambe gauche (F), de la manière suivante :

$$DI = VL - VR \quad (1.1)$$

$$DII = VF - VR \quad (1.2)$$

$$DIII = VF - VL \quad \text{avec} \quad DI + DII = DIII \quad (1.3)$$

Où VR correspond au potentiel au bras droit, VL correspond au potentiel au bras gauche, et VF correspond au potentiel dans la jambe gauche. Ce système de référence est schématisé par un triangle équilatéral appelé triangle d'Einthoven, dont les sommets représentent les localisations des électrodes.

Ces dérivations explorent l'activité cardiaque dans le plan frontal.

- DI : mesure bipolaire entre bras droit et bras gauche.
- DII : mesure bipolaire entre bras droit et jambe gauche.
- DIII : mesure bipolaire entre bras gauche et jambe gauche.

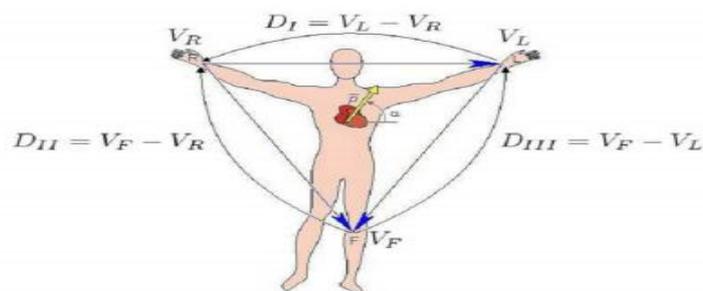


Figure 1.6: Dérivations bipolaires et triangle d'Einthoven.

➤ Borne de Wilson

Quelques décennies après Einthoven, Wilson a étudié comment des potentiels électrocardiographiques unipolaires pourraient être définis. Idéalement ces potentiels sont mesurés par rapport à une référence lointaine. Pour ce faire, Wilson a proposé une référence en reliant une résistance de 5 K Ω entre chaque électrode des extrémités du triangle d'Einthoven et un point commun appelé borne centrale de Wilson (BC), comme l'illustre la figure 6. Dans ce système, le point de référence est supposé demeurer à un potentiel constant de valeur quasiment nulle. Les nouvelles dérivations sont appelées VR, VL et VF. Peu de temps après, Goldberger a proposé les dérivations unipolaires augmentées qui permettent d'obtenir des signaux de plus grande amplitude que ceux de Wilson. Ces dérivations, appelées aVR, aVL et aVF, mesurent la différence de potentiel entre chacun des trois points et le potentiel moyen des deux autres.

On obtient ainsi des dérivations augmentées d'un facteur 1.5 par rapport aux dérivations de Wilson.

$$aVR = VR - \frac{VL+VF}{2} = 3 * \frac{VR}{2} \quad (1.4)$$

$$aVL = VL - \frac{VR+VF}{2} = 3 * \frac{VL}{2} \quad (1.5)$$

$$aVF = VF - \frac{VR+VL}{2} = 3 * \frac{VF}{2} \quad (1.6)$$

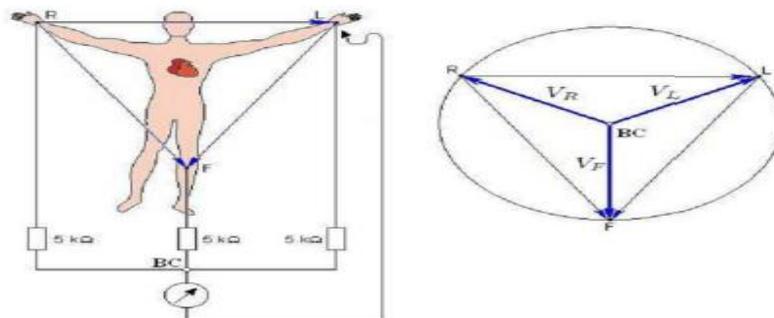


Figure 1.7 : Dérivations unipolaires augmentées.

- aVR : mesure unipolaire sur le bras droit.
- aVL : mesure unipolaire sur le bras gauche.

- aVF : mesure unipolaire sur la jambe gauche.

La lettre "a" signifie "augmentée".

b) Six dérivations précordiales (sur le plan horizontal)

Ce sont des dérivations de plan horizontal.

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

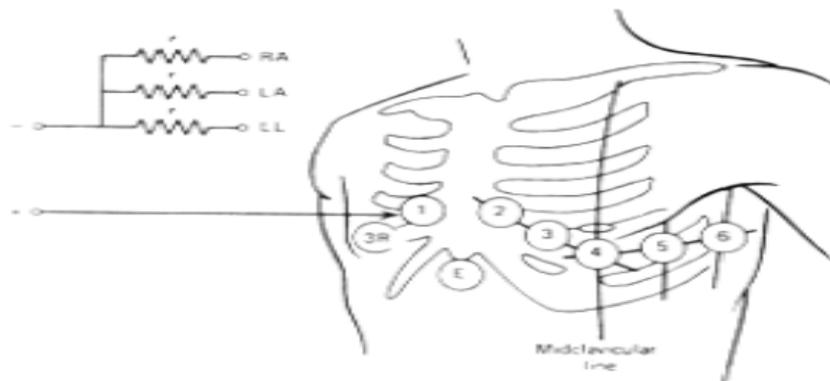


Figure 1.8 : Les six dérivations précordiales.

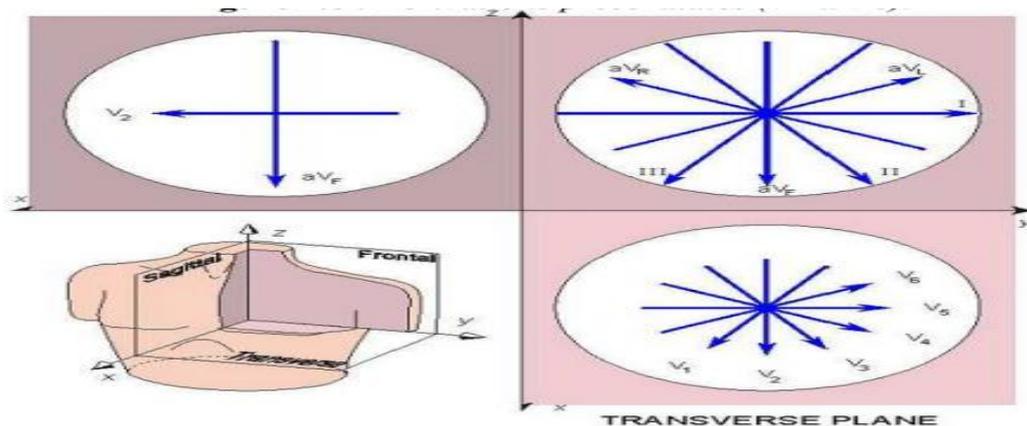


Figure 1.9 : Les douze dérivations standard dans chaque plan du corps.

4.3.5. Conditions d'un bon enregistrement

L'ECG standard doit satisfaire les conditions suivantes :

Chapitre 1

- Le tracé doit comporter les 12 dérivations principales au minimum, c'est-à-dire, dans l'ordre : les trois dérivations standard (D I, D II, D III), les trois dérivations unipolaires des membres (aVR, aVL, aVF), les six dérivations précordiales de V1 à V6.
- Un étalonnage correct est indispensable, soit pour la vitesse de déroulement du papier ou pour le voltage (habituellement 25 mm par seconde et une amplitude de 10 mm pour 1 mV) [4]
- •La ligne isoélectrique (tracée par l'appareil lorsqu'il n'enregistre aucune différence de potentiel) doit être horizontale et parfaitement nette, c'est-à-dire exempte de parasites, en particulier dus au courant alternatif.
- Une bonne connexion dans les fils et les électrodes correspondantes.

4.3.6. La fréquence cardiaque

La fréquence ou rythme cardiaque de l'ECG, c'est le nombre de complexes QRS (donc de dépolarisations des ventricules par une impulsion électrique) à chaque minute. Celle-ci correspond chez le sujet sain au nombre de battements cardiaques par minute. La fréquence cardiaque au repos est de 55 à 80 battements par minute, pour un débit de 4.5 à 5 litres de sang par minute, au total, chaque jour le cœur batte 100 000 battements et pompe 8 000 litres de sang. La fréquence cardiaque au repos n'est pas constante sur 24 heures à cause des différents cycles biologiques. Elle est au maximum vers midi. La digestion, une forte chaleur et le froid entraînent une augmentation du rythme cardiaque. Les facteurs de stress influent sur la fréquence cardiaque grâce à trois mécanismes : les mécanismes nerveux, chimique et physique. Nous disposons d'un système nerveux autonome qui se distingue par un système nerveux sympathique et parasympathique. Le premier système va avoir pour but d'augmenter la fréquence cardiaque et le deuxième aura un effet antagoniste car il contribuera à la diminuer [5].

4.3.7. Le rythme sinusal

C'est le rythme "normal" du cœur qui correspond à une activation physiologique des oreillettes, puis des ventricules, à partir du nœud sinusal.

Le rythme sinusal est caractérisé par un rythme cardiaque régulier, normalement compris entre 60 et 80 / minute chez l'adulte au repos. Il se caractérise sur l'ECG par une

Chapitre 1

succession d'ondes P, suivie de ventriculogramme (activité ventriculaire (le complexe QRS et l'onde T)).

4.4. Prétraitement du signal ECG

4.4.1. Les sources de bruits dans le signal ECG

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 expérimentale qui les identifie avant d'effectuer son diagnostic. Ces perturbations ont fait l'objet d'études et restent, pour certaines, encore difficiles à traiter de manière automatique. Les effets indésirables peuvent avoir plusieurs sources : techniques, physiques, pathologiques, ou pharmacologiques. Nous allons présenter des bruits et artefacts présents sur le tracé électrocardiographique notamment.

En partant du principe que les bruits fréquents en électrocardiographie sont des bruits additifs, les caractéristiques de ces bruits auxquelles nous allons nous attacher sont : l'amplitude, la périodicité, et la bande spectrale. Les artefacts prennent une place particulière dans ce chapitre puisqu'ils induisent des modifications des performances des algorithmes chargés de l'analyse automatique de l'électrocardiogramme. Les plus courants sont présentés ci dessous :

- 1- Artefacts de Mouvement:** C'est la forme de bruit la plus difficile à extraire des signaux ECG, et ceci en raison du chevauchement de son spectre avec celui de l'ECG ainsi que sa morphologie qui ressemble celles des ondes P, QRS, T.

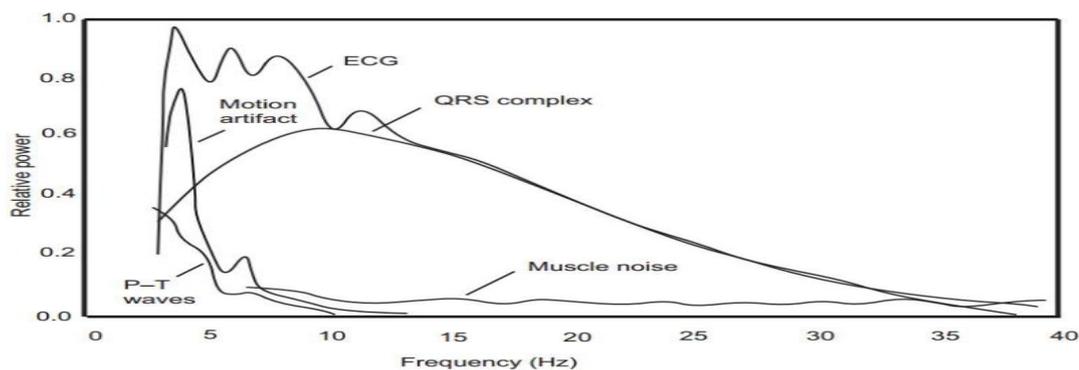


Figure 1.10 : Différentes densités spectrales du signal ECG, du complexe QRS et les différents bruits.

- 2- Electromyogramme (Bruit musculaire EMG):** Il est dû aux variations de potentiel engendrées au sein des tissus musculaires. Son amplitude est la même que

Chapitre 1

le signal ECG mais il se produit dans les hautes fréquences. Ces perturbations sont assez gênantes surtout lorsque le patient bouge beaucoup ou lorsqu'il frissonne, elles peuvent noyer les ondes P et T et empêcher parfois la détection des pics R.

- 3- Interférence du réseau 50 Hz (Bruit dû au secteur) :** C'est le bruit qui résulte des interférences du secteur. Il est caractérisé, en Algérie, par une interférence de type sinusoïdale de 50 Hz généralement accompagnés de quelques harmoniques. Ce bruit est présent dans tous les enregistrements et il peut être assez fort, cependant il s'élimine facilement avec une opération de filtrage sélective.
- 4- Mouvements de la ligne de base :** La ligne de base est la ligne horizontale prise comme référence pour étudier la forme et l'amplitude des différentes ondes cardiaques. Les fluctuations de cette ligne de base correspondent aux déviations de basses fréquences de l'amplitude de l'ECG liées principalement aux mouvements du patient pendant sa respiration. En effet Pendant un enregistrement d'un signal ECG, l'activité respiratoire peut faire osciller la ligne de base du signal à un rythme régulier. Généralement, Ces perturbations ne sont pas très gênantes pour l'analyse du signal ECG, car ils peuvent être filtrés puisque leur énergie se situe dans les basses fréquences.
- 5- Autres artefacts d'origine physique :** Le signal ECG peut être affecté par certaines maladies comme l'hyperthyroïdie, l'ischémie et l'hypokaliémie. Ainsi que l'utilisation de certains médicaments qui peuvent modifier l'allure du tracé ECG, notamment la *digoxine* qui bloque la conduction AV et ralentit la fréquence cardiaque et la *digitaline* qui provoque un abaissement du segment ST avec inversion des ondes T et tend à raccourcir l'intervalle QT.

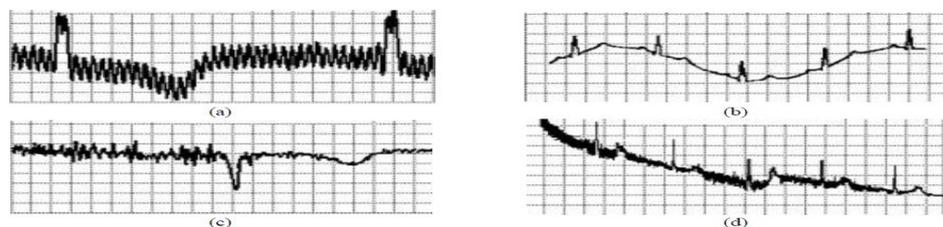


Figure 1.11: Bruits présent dans un signal ECG : (a) bruit du secteur 50Hz; (b) fluctuations de la ligne de base; (c) le signal EMG; et (d) les artefacts dûs aux mouvements du patient.

5. Filtrage de l'ECG

5.1 Filtrage du 50 Hz (ou 60 Hz)

Une autre tâche parmi les plus courantes est le lissage des données permettant de réduire le bruit qui résulte des interférences du secteur. Il est caractérisé, en Algérie, par une interférence de type sinusoïdale de 50 Hz généralement accompagnés de quelques harmoniques. Une méthode simple permettant de réduire ce type de bruit consiste à éliminer une fréquence particulière ou une gamme de composantes fréquentielles ; le filtre qui est traditionnellement utilisé est appelé filtre Notch ou filtre à bande étroite.

5.2 Filtrage de la dérive de la ligne de base

Une des tâches importantes en filtrage est celle concernant l'atténuation de la dérive de la ligne de base. Dans l'objectif d'un traitement automatique d'un tel signal, il est impératif de la repérer précisément pour fixer le « zéro ». L'élimination de la dérive de la ligne de base est nécessaire pour minimiser les déformations morphologiques des ondes de l'ECG. Plusieurs types de méthodes ont été présentés dans la littérature afin d'éliminer ce type de bruit. « Les méthodes s'appuient souvent sur un filtrage passe-haut, généralement basé sur des filtres à réponse impulsionnelle finie [6]. Le plus grand inconvénient de ce type de méthodes est la distorsion du signal due au chevauchement des spectres de l'ECG et du bruit. Concrètement, il s'avère impossible d'éliminer complètement la dérive de la ligne de base sans provoquer une distorsion du signal ECG avec ces méthodes de filtrage [6]. La fréquence de coupure du filtre doit être par conséquent un compromis entre l'élimination de la ligne de base et la déformation du signal : en général, on choisit alors une fréquence de coupure légèrement plus basse que la fréquence de battement cardiaque la plus faible [7]. Toutefois, pour résoudre ce problème particulier, un algorithme à base de bancs de filtres multi-cadences est généralement utilisé. Dans ce cas, pour trouver les points d'ancrage placés sur les niveaux isoélectriques, il faut pré-détecter les pics R au préalable. Ces étapes de filtrage permettent de réaliser un filtre dont la fréquence de coupure est bien maîtrisée, tout en évitant les déphasages et les temps de calcul plus longs qui seraient introduits par un filtre unique, mais d'ordre plus élevé.

5.3 Filtrage du bruit de l'électromyogramme

Le bruit causé par l'activité musculaire est beaucoup plus difficile à filtrer. Malgré cette difficulté, quelques travaux ont été proposés dans la littérature, avec un objectif d'atténuer ce

type de perturbation. Une méthode souvent utilisée est la technique de moyennage sur plusieurs battements successifs du signal [8].

En supposant le bruit aléatoire et stationnaire, la réduction du bruit est alors proportionnelle à la racine carrée du nombre de battements utilisés pour ce moyennage ; cependant, le moyennage sur un trop grand nombre de battements peut causer des erreurs importantes à cause de la dispersion du signal entre les battements.

6. Le traitement automatique du signal ECG

Le traitement automatisé des signaux ECG a gagné un large intérêt dans les derniers ans tant dans les milieux médicaux que dans ceux qui s'occupent avec le traitement du signal. Or aujourd'hui, le traitement du signal est intégré dans la plupart des systèmes d'analyse et d'interprétation de l'ECG. Ses objectifs sont multiples et comprennent principalement, la compensation de l'imperfection de signaux bruts et l'extraction d'informations qui ne sont pas visibles par une analyse visuelle directe.

Pour ce faire, une succession d'étapes doivent être exécuté comme suit :

- 1- L'acquisition des signaux ECG :** Le signal ECG récolté par des électrodes subit dans un premier temps un conditionnement électrique de mise en forme au sein de l'enregistreur. L'acquisition sert ultérieurement à la constitution des bases de données.
- 2- Filtrage du signal ECG (Prétraitements) :** Lors du processus d'acquisition, les signaux ECG sont affectés par de multiples sources de distorsions. L'étape de prétraitement doit diminuer le plus possible l'effet de ces interférences perturbatrices tout en conservant avec beaucoup d'attention les composantes utiles du signal.
- 3- La segmentation :** un des axes les plus importants dans le traitement automatique de l'ECG. Il s'agit de la détection automatique des différentes ondes de l'ECG, leurs sommets, leurs débuts, et leurs fins. Puisque la plupart des informations cliniquement utiles dans l'ECG se trouvent dans les intervalles et les amplitudes définies par les limites de ses ondes caractéristiques, le développement de méthodes robustes et fiables pour la détection automatique de débuts et fins des ondes de l'ECG est un sujet d'une grande importance, ce qui explique l'attention qui lui a été portée ces trente dernières années.

Chapitre 1

4- L'extraction des paramètres : il s'agit de trouver, à partir des ondes élémentaires résulté de la phase de segmentation, les paramètres qui peuvent prédire le mieux l'état du patient.

5- La classification : En utilisant les paramètres relevant, la classification doit être capable de « donner le diagnostic » en substituant le rôle du médecin. Chaque étape est particulièrement délicate et nécessite une qualité quasi parfaite. Le succès de la chaîne automatique est assuré seulement dans le cas d'un fonctionnement irréprochable de chacune de ses parties composantes.

7. Intérêt d'une analyse automatique d'un ECG

L'exploitation médicale courante d'un enregistrement ECG se fait selon l'une des modalités suivantes :

- Un enregistrement périodique (3 mois) chez le médecin traitant. Cet enregistrement a une durée de 30s à 1min pour vérifier le comportement général du rythme cardiaque. La notion médicale de « rythme cardiaque » englobe l'ensemble du comportement de l'activité électrique du cœur (forme du cycle, agencement des différentes ondes et des différents cycles les uns par rapport aux autres) et pas seulement la fréquence cardiaque.
- Un enregistrement continu, sur plusieurs jours, nécessitant l'hospitalisation du patient pour observer le comportement à plus long terme du fonctionnement du cœur (cette phase d'analyse pouvant avoir été mise en œuvre suite a des doutes provenant de la première expertise).

8. Les pathologies cardiaques

Cette section décrit très sommairement les différentes pathologies cardiaques susceptibles d'être repérées dans un ECG.

L'analyse automatique des ECG n'est pas simple (de la même manière que son expertise médicale), du fait de la variabilité des enregistrements d'un patient à un autre et de leur variabilité interne, en fonction de l'état physiologique d'un patient (au repos, en mouvement, stress...). Qui plus est, l'expertise médicale d'un enregistrement d'ECG est souvent complétée par l'analyse de l'histoire clinique du patient, difficile à exploiter dans la mise en œuvre d'une expertise automatique.

Chapitre 1

Le tableau suivant résume les différents types de pathologies cardiaques en rappelant les principaux paramètres qui pourraient être utilisés pour une analyse automatique du signal :

Tableau 1.1 :Résumé des paramètres médicaux qui peuvent être utilisés dans une approche technique.

Paramètres/ Pathologies	Fréquence Cardiaque (intervalle RR)	Répétitivité	Variabilité du Rythme cardiaque	Présence de l'onde P	Segment PR	Complex es QRS
Bradycardie	X (<60 bpm)	X	X (VRC bas)			X (étroit)
Tachycardie	X (>100 bpm)	X	X (VRC bas)			X (étroit)
Fibrillation Auriculaire	X (Irrégulier <60 et>100)	X	X (VRC élevée)	X (Pas d'onde P unique dans QRS)		X (étroit)
Fibrillation Ventriculaire		X				
Tachycardie Ventriculaire	X (>100 bpm)	X		X (Pas d'onde P)		X (large)
Bloque aurico- Ventriculaire		X		X (Parfois oui parfois non)	X (Durée régulière ou sporadique de 0.2s)	X (étroit)

Ainsi, les troubles du rythme cardiaque ont des manifestations nombreuses, qui résultent le plus souvent d'une combinaison de ces divers troubles élémentaires (conduction, fréquence cardiaque, formes des ondes). Tout l'objet d'un traitement automatique d'un ECG pour un analyseur, ou détecteur de pathologie serait donc d'exploiter un grand nombre de paramètres.

Conclusion

Le cœur est l'élément central du système cardiovasculaire qui permet l'alimentation en oxygène et en nutriments des organes. Il est principalement composé de quatre cavités : deux oreillettes et deux ventricules. À chaque battement, leurs contractions successives peuvent

Chapitre1

être suivies depuis l'extérieur du corps par des électrodes, collées à la surface de la peau, qui mesurent l'activité électrique des fibres musculaires cardiaques.

Les bases de l'activité électrique, allant de la gène du potentiel d'action aux caractéristiques de l'ECG, ont été abordées.

L'analyse de ces enregistrements permet, à elle seule, de diagnostiquer un grand nombre de pathologies et de les localiser. En effet, chaque couple de cavités (les oreillettes et les ventricules) possède sa propre signature électrique :

- onde P : systole auriculaire,
- ondes Q, R et S : systole ventriculaire,
- onde T : repolarisation ventriculaire.

On a également vu que ce diagnostic peut rencontrer des erreurs à cause des bruits et artefacts qui viennent perturber l'enregistrement, et les différents types de trouble du rythme cardiaque.

CHAPITRE 02

RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS.

Introduction

Le cerveau humain est très complexe en termes de connexité que de ses capacités si l'on veut faire un parallèle entre l'ordinateur et cerveau. Le problème qui restreint la modélisation est que l'ordinateur ne peut effectuer qu'une seule tâche à la fois, ou quelques unes dans le cadre d'un programme tournant sur plusieurs machines.

Depuis une dizaine d'années, l'utilisation des réseaux de neurones artificiels (RNA) s'est développée dans de nombreuses disciplines (science économique, écologie et environnement, biologie et médecine...). Ils sont notamment appliqués pour résoudre des problèmes de classification, de prédiction, de catégorisation, d'optimisation, de reconnaissance des formes et de mémoire associative.

Dans le cadre des traitements des données, les RNA constituent une méthode d'approximation de système complexe, particulièrement utile lorsque ces systèmes sont difficiles à modéliser à l'aide des méthodes statistiques classiques. Les RNA sont également applicables dans toutes les situations où il existe une relation non-linéaire entre une variable prédite. Par leur nature et leur fonctionnement, les RNA peuvent détecter les interactions multiples nonlinéaires parmi une série de variables d'entrée, ils peuvent donc gérer des relations complexes entre les variables indépendantes.

Dans ce chapitre, nous allons voir les réseaux de neurones artificiels d'une manière générale, avec la différence entre le neurone formel (biologique), et leurs fonctionnements. Par la suite nous allons présenter différentes architectures RNA, et nous détaillerons dans les grandes familles (Recurrent, Feedforward), après on parlera de l'apprentissage et les différents algorithmes pour le faire. Nous finirons par les filtres des signaux biomédicaux à base des RNA, basant sur le filtre de rétro-propagation et leur application sur le signal ECG.

1- Réseaux de neurones artificiels

1.1 Définition

Les réseaux de neurones artificiels (RNA), sont une modélisation mathématique du cerveau humain.

Le premier réseau de neurones artificiels apparaît en 1958, grâce aux travaux de Rosenblatt qui conçoit le perceptron. Ce dernier est inspiré du système visuel (en terme d'architecture neurobiologique) et possède une couche de neurones d'entrée une couche de

Chapitre2

sortie ("décisionnelle"). Ce réseau parvient à apprendre, à identifier des formes simples et à calculer certaines fonctions logiques [10]. Dans la grande majorité des cas, les neurones sont en fait des fonctions calculées par un programme informatique, mais ils sont parfois réalisés sur des circuits électroniques.

Les réseaux de neurones artificiels comptent parmi les techniques d'apprentissage automatique qui sont particulièrement adaptées pour traiter les tâches cognitives. Le principe de ces systèmes consiste à apprendre la solution au problème qui leur est soumis, grâce à la présentation de nombreux exemples d'entrée [11].

Ce 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. D'une manière générale, les réseaux de neurones artificiels caractérisés (fig.2.1) par :

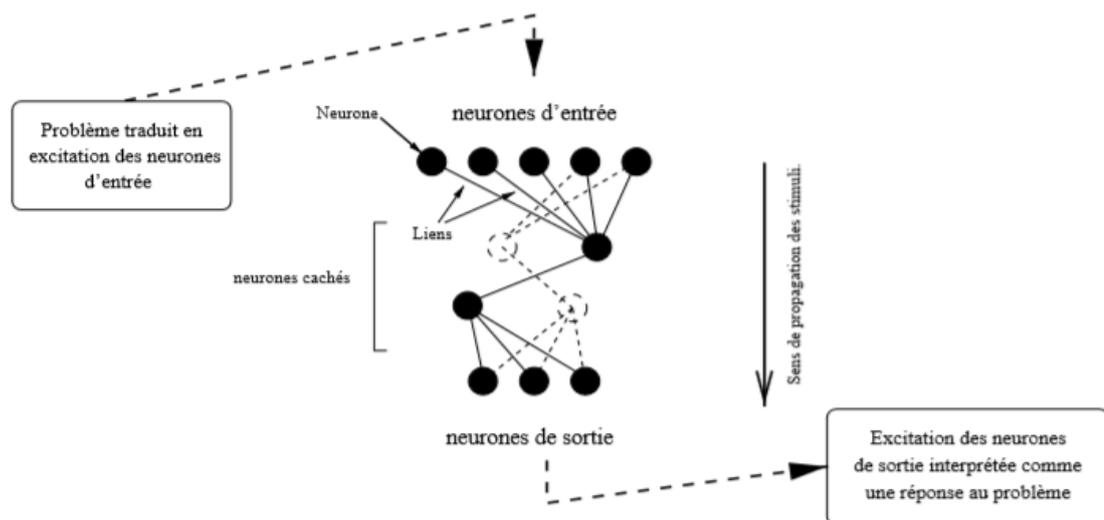


Figure 2.1:schéma général d'un réseau de neurones artificiels.

- 1- Des neurones d'entrées, auxquels on attribue une excitation en fonction des données que le réseau doit traiter.
- 2- D'autres neurones à travers lesquels l'excitation des neurones d'entrée se propage et est modifiée.
- 3- Des neurones de sortie dont l'état d'excitation fournit une réponse au problème posé.

Chapitre2

Les neurones sont caractérisés par un état d'excitation qui dépend de celui des neurones situés en amont ainsi que de force des liens qui les relie.

1.3. Le neurone

Puisque les informaticiens arrivent à modéliser le cerveau humain mathématiquement, le neurone c'est une unité de base de système nerveux.

1.3.1. Le modèle biologique

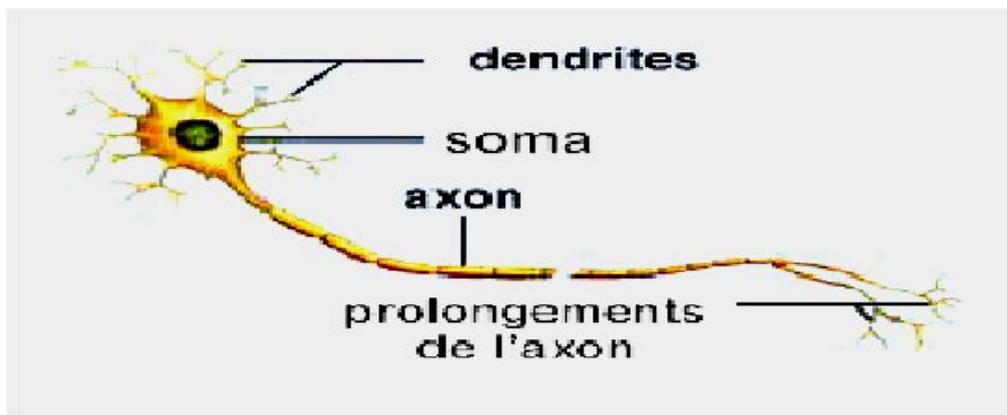


Figure 2.2 : schéma d'un neurone .

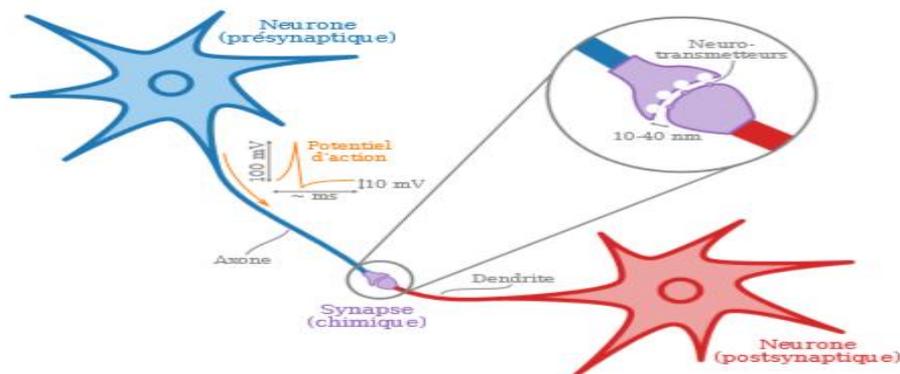


Figure 2.3 : Schéma de principe d'un couple de neurones reliés par une synapse.

Dans un cerveau biologique :

Les cerveaux biologiques sont des systèmes remarquables de par leur extrême parallélisme. Si un cerveau humain contient par exemple aux alentours de cent milliards

Chapitre2

(10^{11}) de neurones [12], le nombre de synapses qui leur est associé est quant à lui estimé à un Belliard(10^{15}) [13].

Un neurone biologique est une cellule fondamentale du système nerveux qui achemine et traite les informations au moyen des signaux électriques, et caractérisé par :

- des **synapses** : les points de connexion entre un neurone et les autres cellules du système nerveux sont des régions où le signal (impulsion électrique), saute d'une cellule nerveuse à autres.

- des **dendrites** : sont des entrées des neurones.

- les **axones**: sont des sorties du signal d'un neurone vers d'autres neurones.

- le **neurone** (corps cellulaire) contient un noyau qui active les sorties en fonction des stimulations en entrée.

a) Le fonctionnement d'un neurone biologique

Dans un cerveau biologique, les neurones constituent les unités de traitement de l'information. L'information d'un neurone (pré-synaptique) est transmise sous la forme de «potentiels d'action», des impulsions électriques qui se propagent le long d'un de ses axones vers une dendrite d'un autre neurone (post-synaptique). La figure(2.3) illustre ce processus de façon (très) schématique. La jonction chimique reliant l'axone et la dendrite est une synapse, dont le «poids» détermine la quantité de courant que reçoit le neurone post-synaptique en provenance du neurone pré-synaptique. Lors de l'apprentissage, le poids des synapses est modulé, selon une «règle d'apprentissage». Si le poids augmente ou diminue, il est respectivement question de «potentialisation» ou de «dépression»synaptique. Cette «plasticité synaptique» peut se manifester à différentes échelles de temps.

b) Simulation d'un neurone biologique

Une expérience sur les cellules nerveuses donne des résultats qui expliquent les comportements des neurones biologiques, comme suit :

- ☞ La stimulation d'un neurone (par un courant électrique par exemple), sa membrane cellulaire se dépolarise. Lorsque la stimulation est suffisamment intense, la dépolarisation est telle qu'une inversion de polarité brutale apparaît et se propage le long de l'axone de manière unidirectionnelle, c'est le potentiel d'activation.

- ☞ Les synapses peuvent être inhibitrices : elles induisent alors une hyperpolarisation qui a tendance à empêcher la formation d'un potentiel d'action sur le neurone en aval. On

Chapitre 2

comprend aisément leur rôle dans le contrôle de muscles antagonistes où par exemple, les muscles extenseurs d'un membre ne doivent pas travailler en même temps que les muscles fléchisseurs.

- ☞ Les synapses peuvent être excitatrices : elles induisent une dépolarisation qui tend à générer un potentiel d'action sur le neurone en aval.

Les informaticiens implémentées les caractéristiques comportementales dans des neurones formels.

1.3.2. Le modèle formel

Au début des années 1940, les chercheurs en neurologie et psychologie cognitive McCulloch et Pitts proposent une modélisation mathématique de la fonction neuronale. Il s'agit d'un neurone binaire, c'est-à-dire dont la sortie vaut 0 ou 1.

Pour calculer cette sortie, le neurone effectue une somme pondérée de ses entrées (qui, en tant que sorties d'autres neurones formels, valent aussi 0 ou 1) puis applique une fonction d'activation à seuil : si la somme pondérée dépasse une certaine valeur, la sortie du neurone est 1, sinon elle vaut 0. La figure (2.4) montre le neurone formel.

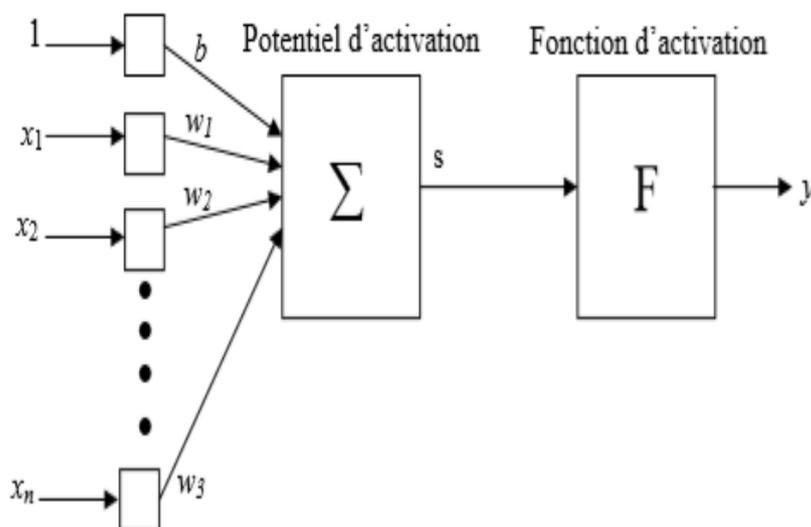


Figure 2.4 : Schéma du neurone formel.

Chaque neurone reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de plusieurs neurones. À chacune de ces entrées est associé un poids ' w_i ' abréviation de Weight (poids en Français) représentatif de la force de la connexion.

- x_i : les entrées du réseau.
- s : représente le potentiel d'activation.
- w_i :représente les poids synaptiques.
- y : représente la sortie du neurone.
- b : représente la valeur du seuil pour le neurone.

Les valeurs (binaires) x_i présentées en entrée sont multipliées par celle w_i de leur synapse respective avant d'être sommées par le neurone, dont la valeur (binaire) de sortie y dépend d'une activation consistant à comparer la somme des entrées pondérées au seuil.

Ce neurone formel intègre un nombre N de valeurs d'entrées binaires x_i (provenant d'autres neurones), préalablement pondérées par la valeur de leur synapse respective (poids) w_i . La sortie binaire y dépend alors d'une «activation», selon que la somme précédente excède ou non un seuil. Mathématiquement, ce comportement s'exprime par l'équation (2.1) suivante.

$$y = F(s) = F\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right) \quad (2.1)$$

2- Fonction d'activation

La fonction d'activation (ou fonction de seuillage, ou encore fonction de transfert) sert à introduire une non linéarité dans le fonctionnement du neurone. Les fonctions de seuillage présentent généralement trois intervalles :

- En dessous du seuil, le neurone est non actif (souvent dans ce cas, sa sortie vaut 0).
- Aux alentours du seuil, une phase de transition.
- Au-dessus du seuil, le neurone est actif (souvent dans ce cas, sa sortie vaut 1)[14].

Dans sa première version, le neurone formel était implémenté avec une fonction à seuil, mais de nombreuses versions existent. Ainsi, le neurone de McCulloch et Pitts a été généralisé de différentes manières, en choisissant d'autres fonctions d'activations, comme les fonctions énumérées dans le tableau (2.1). Les trois fonctions les plus utilisées sont les fonctions « seuil », « linéaire », « sigmoïdes ».

Tableau.2.1 : types de fonction de transfert d'un neurone formel.

Nom de la fonction	Relation d'entrée/sortie	Icône	Nom Matlab
seuil	$a = 0$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$		hardlim
seuil symétrique	$a = -1$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$		hardlims
linéaire	$a = n$		purelin
linéaire saturée	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $0 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$		satlin
linéaire saturée symétrique	$a = -1$ si $n < -1$ $a = n$ si $-1 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$		satlins
linéaire positive	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $n \geq 0$		poslin
sigmoïde	$a = \frac{1}{1+\exp^{-n}}$		logsig
tangente hyperbolique	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$		tansig
compétitive	$a = 1$ si n maximum $a = 0$ autrement		compet

On remarque qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continues et offrent une infinité de valeurs comprises dans l'intervalle $[0, +1]$ ou $[-1, +1]$.

3- Architecture des réseaux de neurones artificiels

L'architecture d'un réseau de neurones est l'organisation des neurones entre eux au sein d'un même réseau. Autrement dit, il s'agit de la façon dont ils sont ordonnés et connectés.

La majorité des réseaux de neurones utilise le même type de neurones. Quelque architecture plus rare se base sur des neurones d'un réseau de neurones dépend de la tâche à apprendre.

Un réseau de neurone est en général composé de plusieurs couches de neurones, des entrées jusqu'aux sorties comme le montre la figure(2-5) suivante.

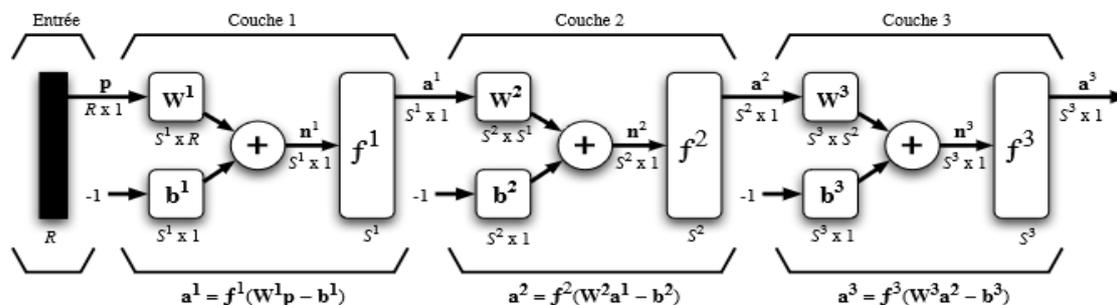


Figure 2.5 : représentation matriciel d'un réseau à trois couches.

R : le nombre des éléments dans le vecteur d'entrée.

S : le nombre des neurones dans une couche.

T : le numéro de la couche.

a^T : vecteur de sortie de la couche.

b^T : vecteur de biais.

n^T : vecteur de potentiel d'activation.

w^T : les poids.

Pour une couche qui est formée de S neurones connectés aux R entrées, la matrice des poids W est de taille $S \times R$ donnée comme suit :

$$W = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \dots & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \dots & w_{2,R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S,1} & w_{S,2} & \dots & w_{S,R} \end{bmatrix}$$

Suivant la logique d'interconnexion choisie, les réseaux de neurones se distinguent en deux grandes familles:

- Réseaux de neurones bouclés 'Recurrent'.
- Réseaux de neurones non bouclés 'Feedforward'.

3-1 Les réseaux de neurones bouclés (Recurrent Neural Network)

La connectivité des unités dans les réseaux de neurones bouclés (aussi appelés dynamiques) ne se limite pas, comme dans le cas des réseaux feedforward, à des

Chapitre 2

architectures dans lesquelles l'information se propage de l'entrée vers la sortie, couche après couche. Tout type de connexion est admis d'un neurone à n'importe quel autre y compris lui-même. En d'autres termes, lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ. Un tel chemin est désigné sous le terme de cycle. Une grandeur, à un instant donné, ne peut pas être fonction de sa propre valeur au même instant. Par conséquent, tout cycle du graphe des connexions d'un réseau de neurones récurrent doit comprendre au moins une connexion de retard unitaire[15]. Ceci donne lieu à des comportements dynamiques forts intéressants mais qui peuvent être très complexes [16].

Contrairement aux réseaux de neurones statiques où cette dynamique est totalement absente, la loi d'évolution en temps continu des réseaux dynamiques peut être définie par l'équation différentielle (2.2).

$$\beta_i \frac{y_i}{dt} = -y_i + f(a_i) \quad (2.2)$$

Dont :

$$y_i = f(a_i) \quad (2.3)$$

$$a_i = \sum_j (w_{ij}v_j) + \xi_i \quad (2.4)$$

Où :

y_i : représente la sortie du neurone i .

$f(.)$: Sa fonction d'activation.

ξ_i : une entrée externe supposée constante.

w_{ij} : Le poids de la connexion entre les neurones i et j .

v_j : Pour la relation (2.4) représente les entrées du neurone i provenant des neurones j .

Ces entrées sont totalement indépendantes de y_i (uniquement les neurones amont); par contre dans la relation (2.2), la récurrence des connexions fait que l'activation a_i de neurone i peut dépendre de toutes les sorties y_i de l'ensemble N des neurones du réseau.

La représentation continue de la loi d'évolution d'un neurone dynamique (équation (2.2)) offre essentiellement l'avantage d'être efficace pour les calculs mathématiques [17].

L'aspect implicite du temps est bien mis en évidence par l'équation différentielle. D'un autre côté, dès que l'on souhaite simuler un système dynamique continu sur un

ordinateur, il est impératif de le discrétiser [18]. L'équivalent de l'équation (2.2) en discret serait alors :

$$y_i(k + 1) = f(a_i(k)) \quad (2.6)$$

La figure (2-6) suivante représente le comportement dynamique de réseau récurrent.

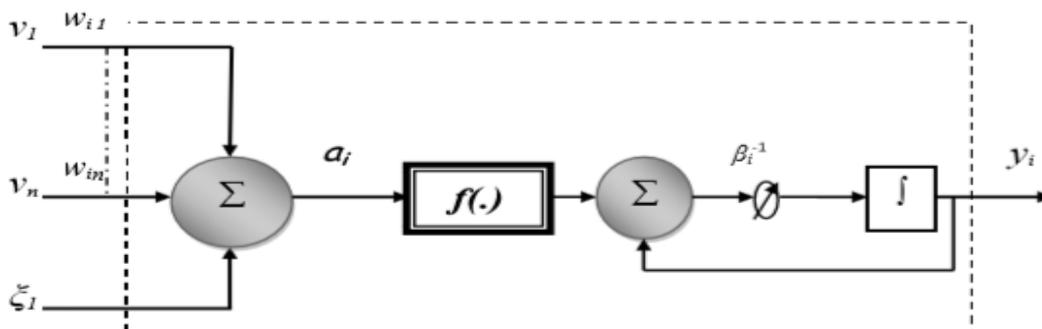


Figure 2.6 : Représentation du comportement dynamique d'un neurone récurrent.

3.1.1. Réseau de neurone récurrent à base d'une fonction radiale (RRBF)

Un réseau *Recurrent Radial Basis Function* dynamique capable d'apprendre des séquences temporelles. L'aspect récurrent ou dynamique est obtenu grâce à une cascade de neurones bouclés au niveau de la première couche. Cette couche représente la mémoire dynamique du réseau RBF lui permettant d'apprendre des données en fonction du temps [19]. Ce réseau combine les avantages des réseaux à fonction de bases radiales et ceux des réseaux dynamiques.

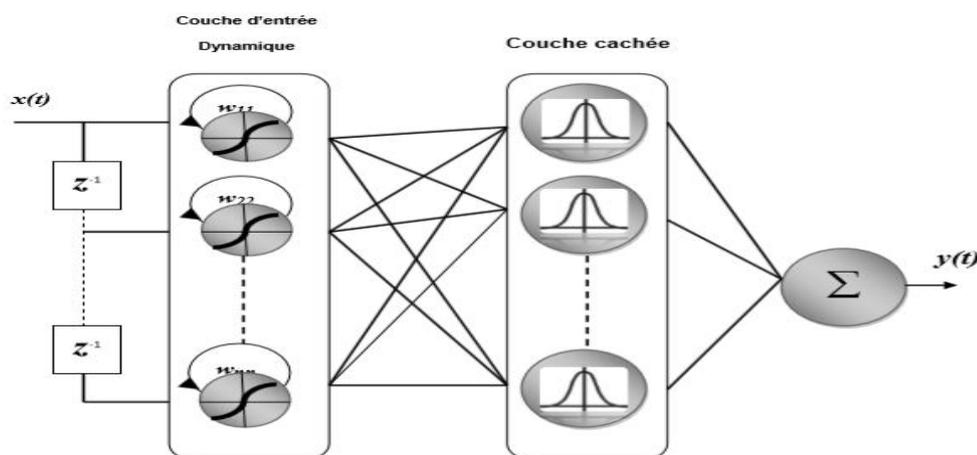


Figure 2.7 : Topologie de RRBF.

Chapitre 2

Les algorithmes d'apprentissage dans les réseaux récurrents permettent, lorsque les modèles classiques de type feed-forward ont échoué, d'envisager la résolution des problèmes dans lesquels le temps occupe une place essentielle. Ce réseau de neurones considère le temps comme une représentation interne au réseau [20]. La dynamique d'un signal peut être prise en compte par le biais d'une cascade de neurones bouclés figure (2.7).

3.1.2. Réseau de Hopfield

Le réseau de neurones artificiel *Hopfield* est un modèle de réseau récurrents à temps discret dont la matrice des connexions est symétrique et nulle sur la diagonale et où la dynamique est asynchrone (un seul neurone est mis à jour à chaque unité de temps). Il a été popularisé par le physicien John Hopfield en 1982.

Ce réseau, représenté sur la figure (2.10) possède des neurones unipolaires à seuil dur avec des sorties égales à 0 et 1. Les poids sont définis par une matrice symétrique W à zéro élément ($w_{ij} = 0$ pour $i = j$) sur la diagonale principale. La stabilité du système est généralement analysée au moyen de la fonction énergétique :

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} v_i v_j \quad (2.7)$$

Il a été prouvé que lors de la circulation du signal, l'énergie E du réseau diminue et le système converge vers les points stables. Cela est particulièrement vrai lorsque les valeurs de sortie du système peuvent être modifiées pour les valeurs requises. Hopfield a également prouvé que les points stables vers lesquels le système converge peuvent être programmés en ajustant les poids en utilisant une règle hebbienne modifiée, comme suit (2.8) :

$$\Delta w_{ij} = (2v_i - 1)(2v_j - 1)c \quad (2.8)$$

Cette mémoire a une capacité de stockage limitée. Sur la base d'expériences, Hopfield a estimé que le nombre maximum de motifs stockés est de $0,15 N$, où N est le nombre de neurones.

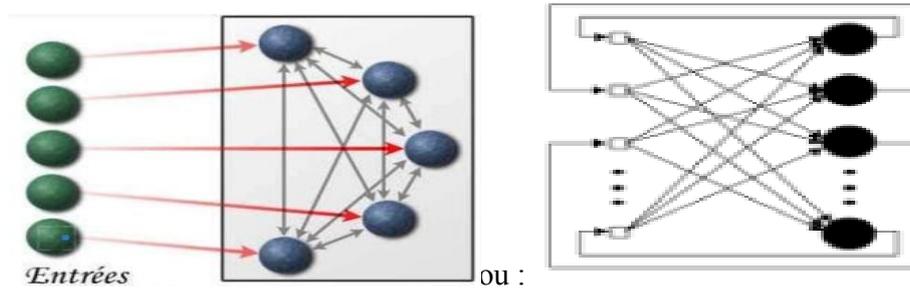


Figure 2.8: Réseau Hopfield de mémoire auto-assocative.

Plus tard, Hopfield (1984) a étendu le concept de la fonction énergétique à des réseaux récurrents à une couche ayant des neurones avec des fonctions d'activation continues. Ces types de réseaux ont été utilisés pour résoudre de nombreux problèmes d'optimisation et de programmation linéaire.

3-1 Les réseaux de neurones non bouclés (feedforward neural networks)

Les réseaux de neurones non bouclés permettent au signal de circuler dans une seule direction. En revanche, le principe de feedforward neural networks c'est l'organisation en couches. Par exemple : les réseaux de neurones non bouclés à trois couches, comme le montre la figure (2.11) :

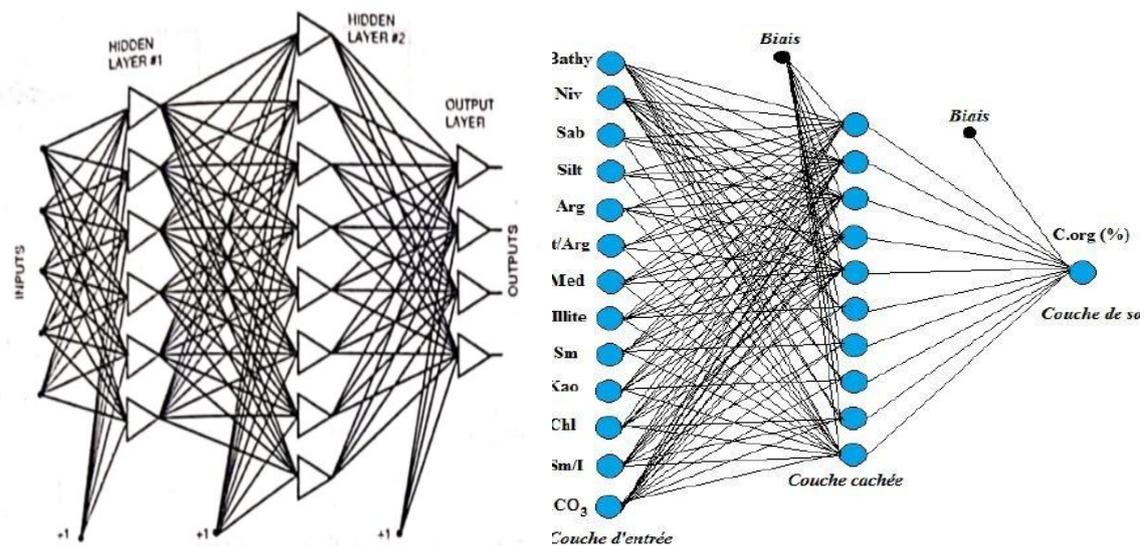


Figure 2.9 : exemples des réseaux de neurone non bouclés de trois couches, qui connut aussi par : réseau rétro-propagation (backpropagation network).

Chapitre 2

Ce réseau est constitué par des nœuds en entrée, deux couches cachées, et une couche de sortie.

Un neurone est capable de séparer les modèles d'entrées en deux catégories, et cette séparation est linéaire. Par exemple comme le montre la figure (2.12), la ligne de séparation traverse les axes x_1 , et x_2 à x_{10} et x_{20} , cette séparation peut être réalisée avec un neurone qui a des poids respectivement comme suit : $w_1 = \frac{1}{x_{10}}$

$$w_2 = \frac{1}{x_{20}} \text{ et } w_3 = -1.$$

En général pour n dimension les points sont :

$$w_{i0} = \frac{1}{x_{i0}} \text{ Pour } w_{n+1} = -1$$

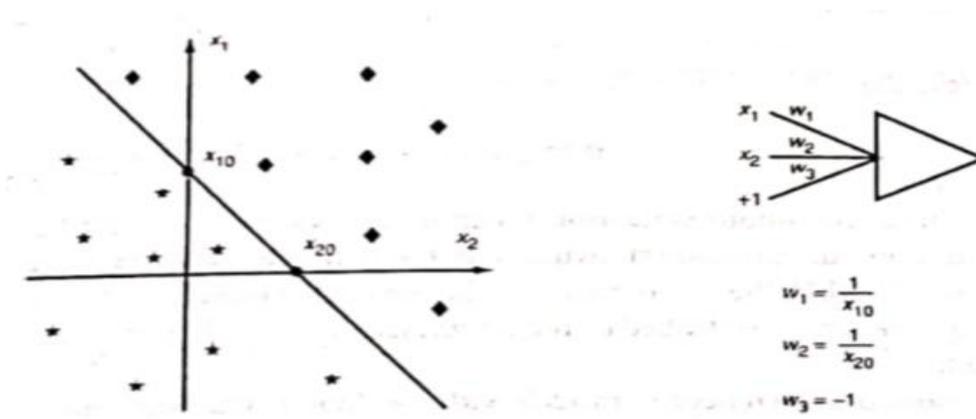


Figure 2.10 : illustration de la séparation linéaire des motifs dans l'espace bidimensionnel par un seul neurone.

Un neurone ne peut diviser que des modèles (motifs) séparés linéairement. Pour sélectionner une seule région dans l'espace d'entrée à n dimensions, plus de n+1 neurones doivent être utilisés. Si plusieurs clusters d'entrée doivent être sélectionnés, le nombre de neurones dans la couche d'entrées (cachée) doit être correctement multiplié. Si le nombre de neurones dans la couche d'entrée (cachée) n'est pas limité, alors tous les problèmes de classification peuvent être résolus en utilisant les réseaux à trois couches. Un exemple d'un tel réseau de neurones, classant trois grappes dans l'espace bidimensionnel, est montré sur la figure(2.12) comme suit :

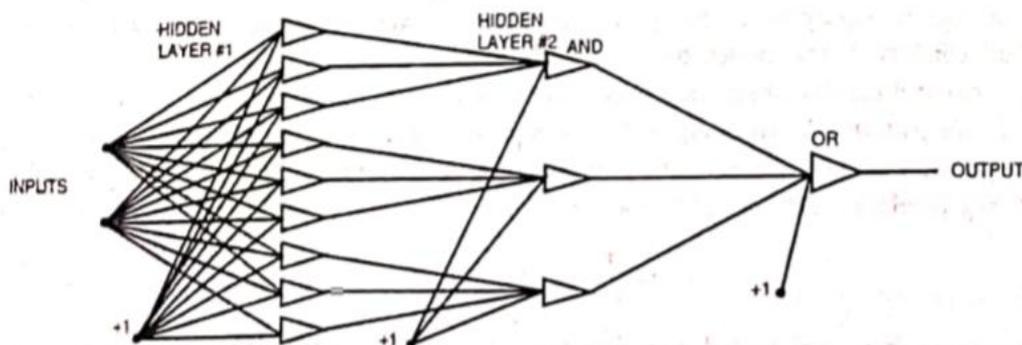


Figure 2.11 : un exemple du réseau neuronal à trois couches avec deux entrées pour la classification de trois grappes différentes en une seule catégorie. Ce réseau peut être généralisé et peut être utilisé pour la solution de tous les problèmes de classification [22].

Les neurones de la première couche cachée créent les lignes de séparation entre les clusters d'entrée.

Les neurones de la deuxième couche cachée effectuent l'opération logique ET (AND), et les neurones de sortie effectuent l'opération logique OU (OR) comme indiqué sur la figure (2.14).

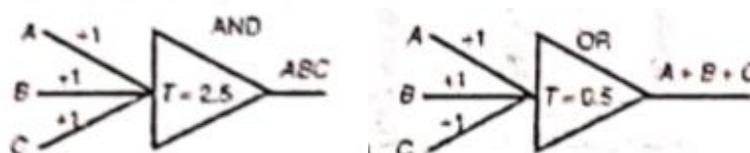


Figure 2.12 : OR, AND, les opérations logiques utilisées avec le modèle neuronal Muccoloch-Pitts.

La propriété de séparation linéaire des neurones rend certains problèmes particulièrement difficiles pour les réseaux de neurones, calcul de parité pour plusieurs bits, ou pour séparer des motifs reposant sur voisins spirales.

Le réseau neuronal feed-forward est également utilisé pour la transformation non linéaire (mappage) d'une variable d'entrée multidimensionnelle en sortie.

En théorie, tout mappage entrée-sortie devrait être possible si le réseau neuronal a suffisamment de neurones dans des couches cachées (la taille de la couche de sortie est définie par le nombre de sorties requises). Et en pratique, ce n'est pas une tâche facile, actuellement il n'existe pas de méthode satisfaisante pour définir le nombre de neurones à utiliser dans les couches cachées, ce qui est généralement constaté par la méthode des essais

et erreurs. En général, on sait que si plus de neurones sont utilisées, des formes plus compliquées peuvent être cartographiées. D'un autre côté, les réseaux avec un grand nombre de neurones perdent leur capacité de généralisation, et il est plus probable que ces réseaux essaieront également de cartographier le bruit fourni à l'entrée.

3-2.1 Les perceptrons

Pour traiter plusieurs sorties, on utilise plusieurs perceptrons en parallèle, on parle alors de réseau monocouche.

➤ Le perceptron monocouche

Le perceptron de Rosenblatt(1957) est le premier réseau de neurones artificiels opérationnel.

C'est un réseau à propagation avant avec seulement deux couches (entrée et sortie) entièrement interconnectées, puisque il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il est inspiré du système visuel et de ce fait a été conçu dans un but de reconnaissance des formes. Le perceptron permet donc de ne pas séparer que des exemples linéairement séparables. Il ne peut pas par exemple réalisé un OU exclusif ou XOR. Il est composé de neurones à seuil.

L'apprentissage est supervisé, et les poids sont modifiés selon la règle delta.

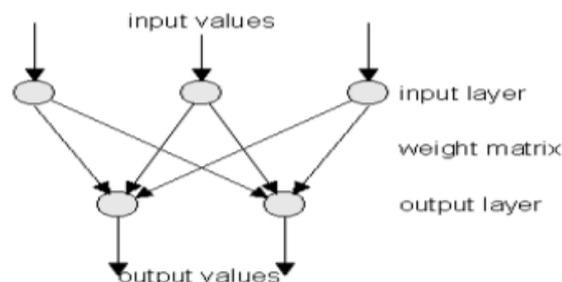


Figure2.13 : Perceptron de Rosenblatt.

➤ Le perceptron multicouche(PMC)

Le perceptron multicouche à une couche cachée est, comme son nom l'indique un réseau multicouche. Il est composé d'une couche d'entrée, d'une ou plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie. La figure (2-16) représente un réseau à trois couches (une seule couche cachée).le nombre d'unités d'entrée et de sortie dépend du problème à traiter.

En revanche, le choix du nombre de couches cachées et du nombre de neurones par couche cachée doit faire l'objet d'un compromis entre performance et vitesse d'apprentissage.

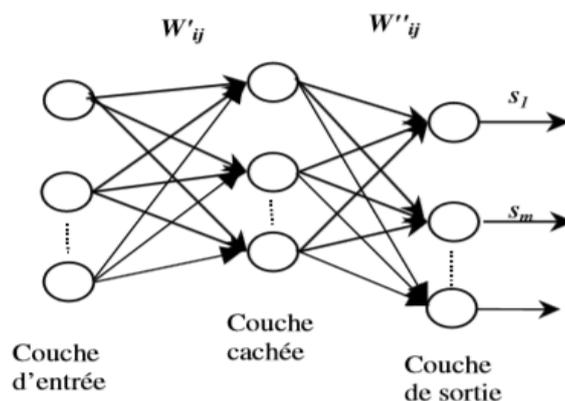


Figure 2.14 : Perceptron multicouche à une couche cachée.

3.2.2 Les réseaux à fonction radiale (RBF)

Les réseaux à fonction radiale RBF ("Radial Basis Functions") sont des réseaux dont l'architecture est un cas spécial des réseaux PMC avec lesquels ils présentent des similitudes. Cependant, ils travaillent avec une seule couche cachée et les fonctions d'activation utilisées dans ce modèle sont des fonctions Gaussiennes. Les RBFs seront donc employés dans les mêmes types de problèmes que les PMC à savoir, en classification, en approximation de fonctions ou pour des problèmes de reconnaissance de formes.

Les réseaux RBF effectuent une cartographie de l'espace d'entrée en associant un ensemble de 'catégories' à un ensemble de 'zones' de l'espace d'entrée. Ils sont capables de calculs très puissants. De plus, leur apprentissage est rapide et simple. Ces qualités font de ces réseaux des outils de choix pour de multiples applications, dont la classification et la quantification.

Par exemple, F.Schwenker, C.Dietrich, H.A.Kestler, K.Riede et G.Palm mettent en œuvre ce réseau pour classer des séries temporelles acoustiques. Leur base de données contient les chants de crickets de 35 espèces enregistrée en Thaïlande et Equateur. Des caractéristiques locales ou totales sont alors extraites des enregistrements et classées par des classificateurs neuronaux de type RBF suivant 35 catégories. La mise en œuvre de ces réseaux leur permet alors d'atteindre un taux d'erreur de 34,65% pour la classification de l'une des caractéristiques.

Chapitre 2

Une fonction de base radiale (RBF) est une fonction φ symétrique autour d'un centre μ_j tel que :

$$\varphi_j(x) = \varphi(\|x - \mu_j\|, \sigma_j)$$

Où $\|\cdot\|$ est une norme [22]. Par exemple, la fonction gaussienne est une RBF avec la norme euclidienne et $\varphi(r) = e^{-2r/2\sigma^2}$. En général, les RBF sont paramétrées par σ qui correspond à la «largeur» de la fonction:

$$\varphi_j(x) = \varphi(\|x - \mu_j\|, \sigma_j) \quad (2.9)$$

Un modèle ou réseau RBF calcule une combinaison linéaire de fonctions radiales de centres μ_j :

$$y(x) = \sum_{j=1}^N w_j \varphi(\|x - \mu_j\|, \sigma_j) \quad (2.10)$$

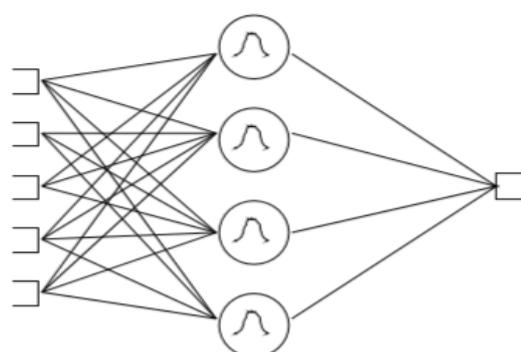


Figure 2.15 : Représentation connexionniste d'un réseau RBF. À gauche la couche d'entrée x , au centre les centres RBF, à droite la sortie y . Pour traiter les problèmes de discrimination à C classes, on pourra utiliser C sorties y_1, \dots, y_C .

On distingue trois couches (figure 2.15) : entrée x , fonctions radiales, sortie, et trois jeux de paramètres : les centres μ_j , les largeurs σ_j et les poids w_j .

Les combinaisons linéaires de gaussiennes sont utilisées depuis les années 60 pour construire des interpolations ou approximations de fonctions [23]. A la fin des années 80, la présentation de ces modèles comme des réseaux connexionnistes a suscité un regain d'intérêt [24] motivé en grande partie par la possibilité d'utiliser un algorithme d'apprentissage très rapide (sans recourir à des techniques d'optimisation non linéaire comme

dans le cas du Perceptron multicouche), donnant en général des résultats voisins des meilleurs modèles connexionnistes.

L'apprentissage des modèles RBF est supervisé : il faut disposer d'un échantillon de l'exemple $(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)$. Comme les Perceptrons multicouches (MLP), les RBF sont utilisés pour résoudre tant des tâches de discrimination (en général en choisissant $\mathbf{y}_i \in \{-1, 1\}^C$) que des tâches de régression ou prévision de signal (mono varié $\mathbf{y}_i \in \mathbb{R}$ ou multi varié $\mathbf{y}_i \in \mathbb{R}^C$).

Les modèles RBF sont liés à de nombreuses autres approches utilisées en reconnaissance des formes; les relations avec l'étude de l'approximation de fonctions (par exemple les splines[25]) sont évidentes.

4. L'apprentissage

L'apprentissage statistique désigne un ensemble de méthodes et d'algorithmes permettant d'extraire de l'information pertinente de données ou d'apprendre un comportement à partir de l'observation d'un phénomène. En général, ce processus est associé à la possibilité de mesurer en un certain sens la qualité et la précision des résultats. L'apprentissage comprend deux grandes branches : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé. Dans le cas supervisé, la finalité est de déterminer une nouvelle sortie \mathbf{y} à partir d'une nouvelle entrée \mathbf{x} , connaissant un ensemble d'observations $\{(\mathbf{x}_1, \mathbf{y}_1), \dots, (\mathbf{x}_n, \mathbf{y}_n)\}$. Lorsque les \mathbf{y}_i prennent des valeurs discrètes, il s'agit d'un problème de classification (classification binaire), par exemple, on cherche à attribuer à \mathbf{x} une étiquette 0 ou 1, tandis que des \mathbf{y}_i à valeurs réelles nous placent dans le cadre de la régression. Dans l'apprentissage non supervisé, en revanche, il n'y a pas de sortie, et il s'agit alors de construire un modèle permettant de représenter au mieux les observations $\mathbf{x}_n, \dots, \mathbf{y}_n$ de manière à la fois précise et compacte.

Pour les réseaux de neurones artificiels consiste à déterminer les poids \mathbf{y}_n optimaux (de la force optimal des connexions) suivant le problème à résoudre. Rappelons que l'architecture du réseau est déjà déterminée à ce stade.

4.1. Les réseaux à apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé d'un réseau de neurones consiste à en modifier les poids tant que la réponse correspondant n'est pas assez proche de la réponse souhaitée.

Par exemple, l'apprentissage d'un unique neurone utilisé pour la classification des données en deux classes. C'est le cas du perceptron de l'Adaline, où l'appartenance à une classe est déterminée par l'état d'activation du neurone.

4.1.1. Déroulement d'apprentissage d'un réseau de neurone artificiel de Rétro-propagation

Le terme rétro-propagation signifie la propagation vers l'arrière d'un signal d'erreur à travers le réseau. Après avoir propagé un motif à travers le réseau à action directe, le motif de sortie est comparé à une cible donnée et l'erreur de chaque unité de sortie est calculée. Cette erreur est propagée vers l'arrière à la couche d'entrée rétro-propagation.

L'algorithme des réseaux de neurones multi couches avec rétro-propagation de l'erreur de gradient est un ancien algorithme, très connu dans le domaine de classification et de régression. Cet algorithme a joui d'une grande popularité à une certaine époque, de part des excellents résultats.

Le réseau est constitué d'une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées, et une couche de sortie.

Enfin les erreurs des unités sont utilisées pour modifier les poids. Cette règle introduite par Widrow et Hoff est également appelée règle delta généralisée.

On note, dans ce contexte, que la rétropropagation de l'erreur avec un coefficient d'apprentissage faible conduit à une convergence lente alors qu'un coefficient élevé risque de produire des oscillations.

4.2. Les réseaux à apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé est un système de Machine Learning qui apprend et crée des modèles à partir de jeu de données d'entraînement non étiquetées (contrairement au supervised learning).

Il s'agit d'un type d'apprentissage hebbien auto-organisé qui aide à trouver des modèles auparavant inconnus dans un ensemble de données sans étiquettes préexistantes. Il est également connu sous le nom d'auto-organisation et permet de modéliser les densités de probabilité d'entrées données. Il est l'une des trois principales catégories de la machine learning avec l'apprentissage supervisé et l'apprentissage par renforcement. L'apprentissage semi-supervisé a également été décrit. Il s'agit d'une hybridation de techniques supervisées et non supervisées.

Chapitre2

Deux des principales méthodes utilisées dans l'apprentissage non supervisé sont l'analyse en composantes principales et en grappes. Cluster Analysis est utilisé dans l'apprentissage non supervisé pour regrouper ou segmenter des ensembles de données avec des attributs partagés afin d'extrapoler des relations algorithmiques. L'analyse en grappes est une branche de l'apprentissage automatique qui regroupe les données qui n'ont pas été étiquetées, classées ou catégorisées. Au lieu de répondre aux commentaires, l'analyse par groupe identifie les points communs dans les données et réagit en fonction de la présence ou de l'absence de tels points communs dans chaque nouvel élément de données. Cette approche permet de détecter des points de données anormaux qui ne correspondent à aucun des groupes.

5. Les filtres des signaux biomédicaux à base des réseaux de neurones artificiels

5.1. Les filtres adaptatifs

Un filtre adaptatif ajuste automatiquement sa propre réponse impulsionnelle. En 1985 les systèmes adaptatifs d'élimination du bruit et d'amélioration de signal ont implémenté sur les deux types des réseaux neuronaux (feedforward et recurrent). Leur performances sont comparées aux techniques de filtrage adaptatives conventionnelles utilisant l'algorithme LMS (Least Mean Squares) et RLS (Recursive Least Squares). Le réseau neuronal récurrent utilisant l'algorithme RTRL(Real Time Recurrent Learning) qui fonctionne mieux que les autres algorithmes est étudié plus en détail en faisant varier le nombre de nœuds en ajoutant un biais aux neurones, en ajoutant un terme de 'momentum' pour l'apprentissage et la variation du taux d'apprentissage pour une meilleur convergence.

Pour but de traiter un signal biomédical ECG ils ont proposé les modèles des filtres à base les réseaux de neurones suivant pour réaliser l'objectif :

- Filtre de Hopfield.
- Filtre perceptron multicouches et RBF.

Chaque filtre fait ces calculs à base d'un algorithme spécifique. Dans notre projet on a choisi le filtre de rétro-propagation de la famille feedforward neural networks.

Dans ce travail, nous allons appliquer un filtre adaptatif à base de réseaux de neurones de type feedforward où nous allons construire leur architecture en utilisant le logiciel Matlab. On va appliquer ce filtre sur un signal ECG bruité, au but d'éliminer ou réduire le bruit provoqué

de la fréquence 50 Hz du secteur électrique sans perdre des informations utiles contenues dans le signal ECG enregistré.

Conclusion

Les réseaux de neurones artificiels, sont des moyens indispensables pour résoudre les différents problèmes sur une courte durée, ce sont des bases ayant plusieurs applications réelles, ses preuves dans la pratique par leurs caractéristiques de généralisation et de robustesses face au bruit qui font rêver les chercheurs qui veulent avoir le parfait résultat.

Alors ces réseaux-là sont:

- Un ensemble de neurones formels inspirés 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, et filtrage.

Nous sommes concentrés principalement dans ce chapitre sur une architecture neuronale qui est concernée par notre travail de recherche et qui généralement la plus utilisée pour le filtrage : Rétropropagation.

CHAPITRE 03

SIMULATION ET

RÉSULTATS.

Introduction

Dans ce chapitre nous allons présenter les résultats d'une architecture de réseaux de neurones de type Feedforward et à base de l'algorithme Backpropagation(BP),enchangeant le nombre de couches et de neurones, pour étudier l'influence de ces derniers sur la qualité de filtrage. Pour évaluer cette qualité, on utilise les deux critères de performances : la valeur de l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) et la valeur du rapport Signal sur Bruit ou en anglais Signal to Noise Ratio (SNR).

Le filtrage est appliqué sur un signal ECG (100m.dat) de la banque MIT-BIH qui est contaminé par le bruit de 50Hz du secteur.

1. L'organigramme d'algorithme de filtre à base de Feedforward:

Le schéma dessous, représente les étapes à suivre pour réaliser un filtrage à base de réseau backpropagation.

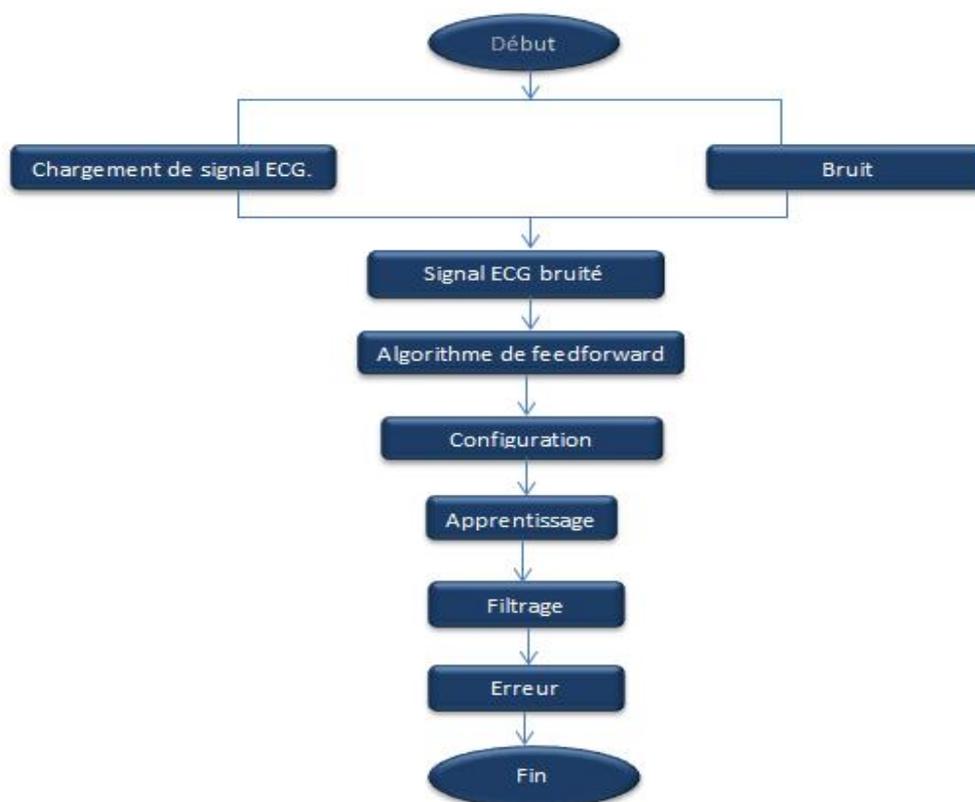


Figure 3-1:L'organigramme d'algorithme de filtre à base de Feedforward.

2. Résultats et discussion:

2.1. Etude

➤ Première étape :

Dans notre étude, on a téléchargé le signal ECG original et net à partir de la base de données MIT-BIH, dont on a incorporé le bruit dû à la fréquence 50 Hz du secteur dans le signal original pour obtenir un signal bruité par ce type de bruit. Les signaux obtenus sont montrés dans la figure (3-2) suivante.

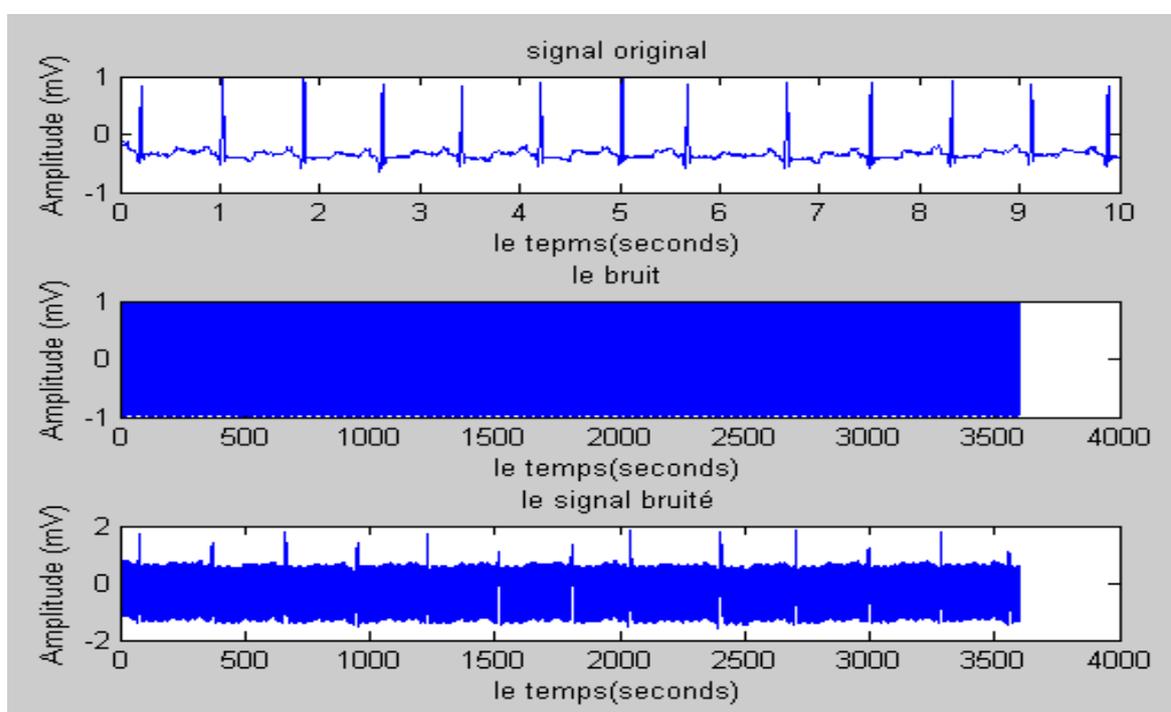


Figure 3-2 : l’affichage des données respectivement : signal ECG (100m.dat) de la banque MIT-BIH, Bruit de 50 Hz, et le signal ECG (100m.dat) injecté par le bruit de

➤ Deuxième étape : Le traitement à base des Réseaux de Neurones BP :

Après avoir choisi l’architecture du réseau neurone qui nous convient, dans cette étape, l’architecture RN feedforward est créée en utilisant la fonction Matlab ‘feedforwardnet’. La configuration de cette architecture est faite en prenant l’entrée comme le signal ECG bruité, et la sortie comme le signal désiré montré par la figure (3-3).

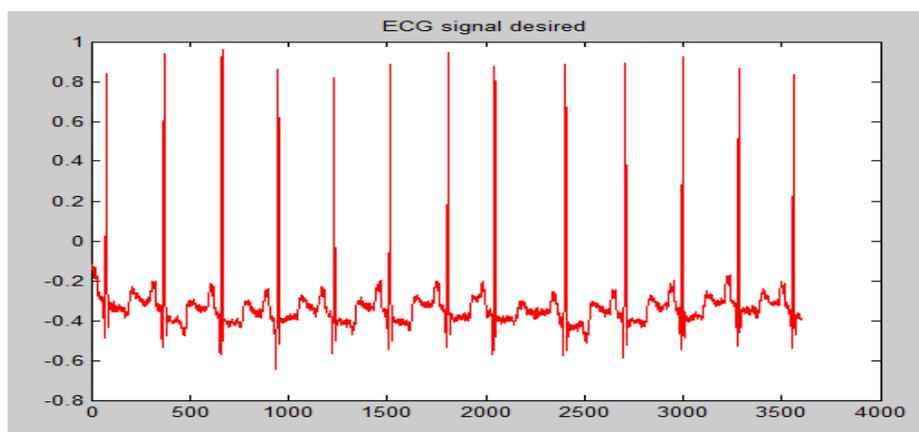


Figure 3-3:le signal ECG désiré.

Les résultats de filtrage sont montrés par les signaux de simulation dans la figure (3-4) suivantes et qui, en même temps, montrent la comparaison entre le signal ECG entaché et celui filtré par le filtre à base d'un réseau de neurone artificiel composé initialement d'une seule couche cachée et un seul neurone.

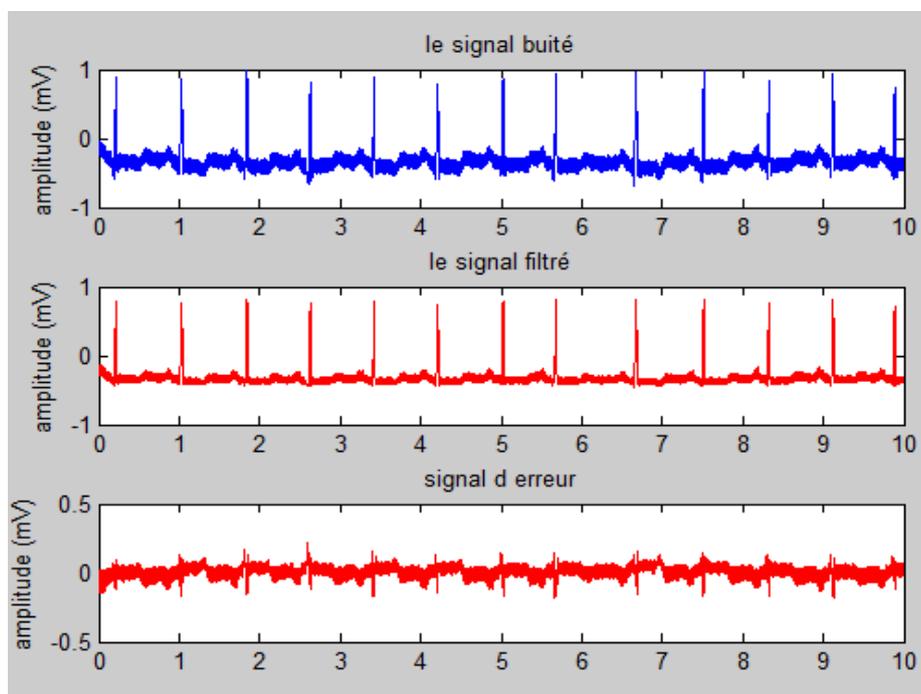


Figure 3-4 : filtrage de signal ECG à base de RNA(Feedforward) d'une seule couche cachée et un seul neurone.

Le signal d'erreur présente le changement et la diminution ou l'augmentation de bruit (50 Hz) contenu dans le signal ECG obtenu.

3. Etude de l'Effet de l'architecture de RNA sur les performances de filtrage

Après la configuration, on a testé et manipulé plusieurs cas, où on a changé à chaque fois les paramètres du système (nombre des neurones et des couches cachées), d'étudier l'influence de ces derniers sur la qualité de filtrage. Pour mieux étudier un système de RNA dans le but de filtrer un signal ECG bruité ; On organise les données dans les tableaux qui contiennent nombre de neurones, et N nombre des couches cachées, pour donner comme résultat la valeur de l'erreur quadratique moyenne EQM et le rapport signal sur bruit (signal to noise ratio SNR en anglais) pour chaque simulation.

3.1. Estimation de performances en traitement du signal

Les critères utilisés pour évaluer la qualité du signal ECG filtré ainsi les performances de filtrage sont le Rapport Signal sur Bruit ou (signal to noise ration SNR en anglais) et l'Erreur Quadratique Moyenne EQM (ou Mean Square Error MSE en anglais) [26].

3.1.1. SNR (Signal to Noise Ratio)

Le rapport signal sur bruit est un indicateur pour mesurer la qualité de réception d'un signal. Ce nombre étant le rapport de deux puissances.

Soit la puissance totale du signal utile et la puissance de toutes les perturbations, le rapport signal sur bruit est défini par.

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{p_x}{p_b} \quad (3.1)$$

P_x : La puissance de signal d'entrée.

p_b : La puissance de signal de sortie.

3.1.2. Erreur quadratique moyenne

L'Erreur Quadratique Moyenne EQM ou en anglais MSE (Mean Square Error), est un autre critère qui nous donne une mesure du module. Si l'erreur est grande la MSE sera alors grande.

Chapitre3

Alors, plus la MSE est petite, plus notre approximation est bonne. La MSE est donnée par l'expression suivante :

$$MSE = \sum_{i=0}^N \frac{(y_i - x_i)^2}{N} \quad (3.2)$$

Avec

x_i : Le signal d'entrée.

y_i : Le signal de sortie.

N : Nombre des échantillons.

En utilisant ces deux critères de performance, les résultats de simulation sont rapportés dans les figures et les tableaux suivant selon les cas étudiés.

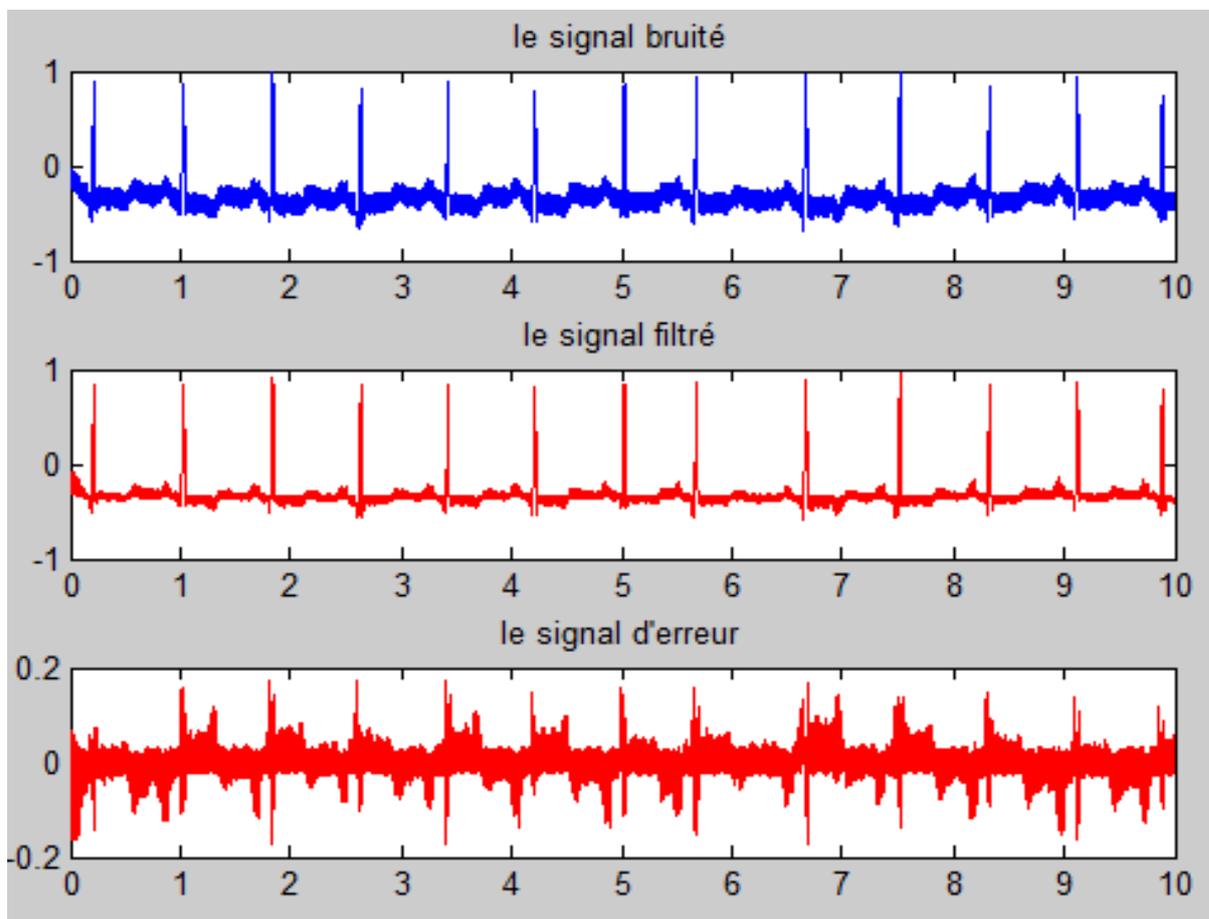


Figure (3-5):filtrage de signal ECG à base de RNA (feedforward) d'une seule couche cachée de 5 neurones.

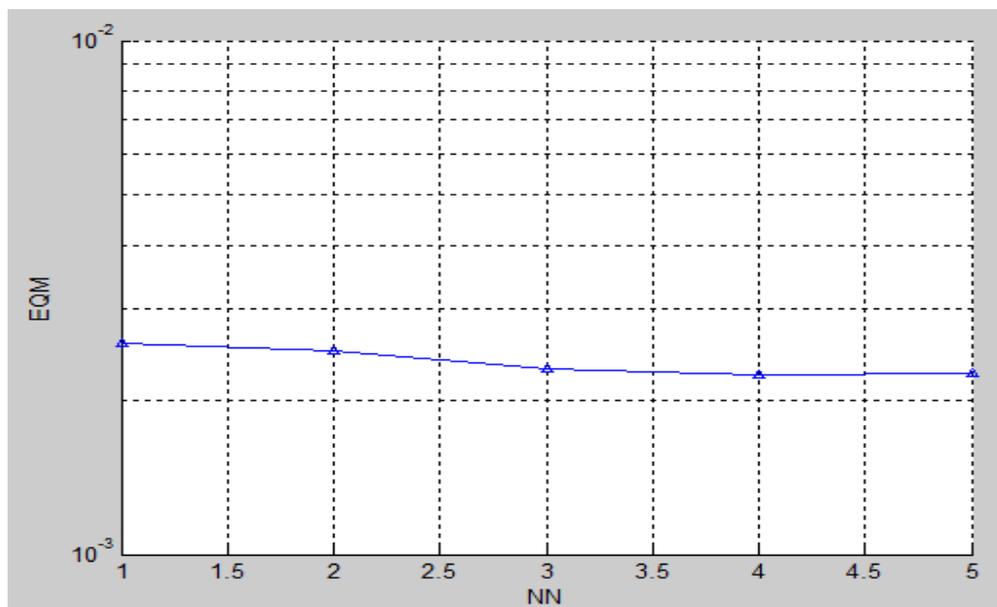


Figure (3-6) : Présentation d'EQM d'augmentation de nombre de neurones de 1 à 5 par un pas.

Tableau (3-1) : EQM et SNR d'un filtre à base de réseau neurone d'une seule couche caché, avec l'augmentation de nombre de neurones de 1neurone à 5 par un pas.

Nombre de couches	1	
	SNR	EQM
1	17.1555	0.0025
2	17.2002	0.0024
3	17.2511	0.0022
4	16.9816	0.0022
5	16.8163	0.0022

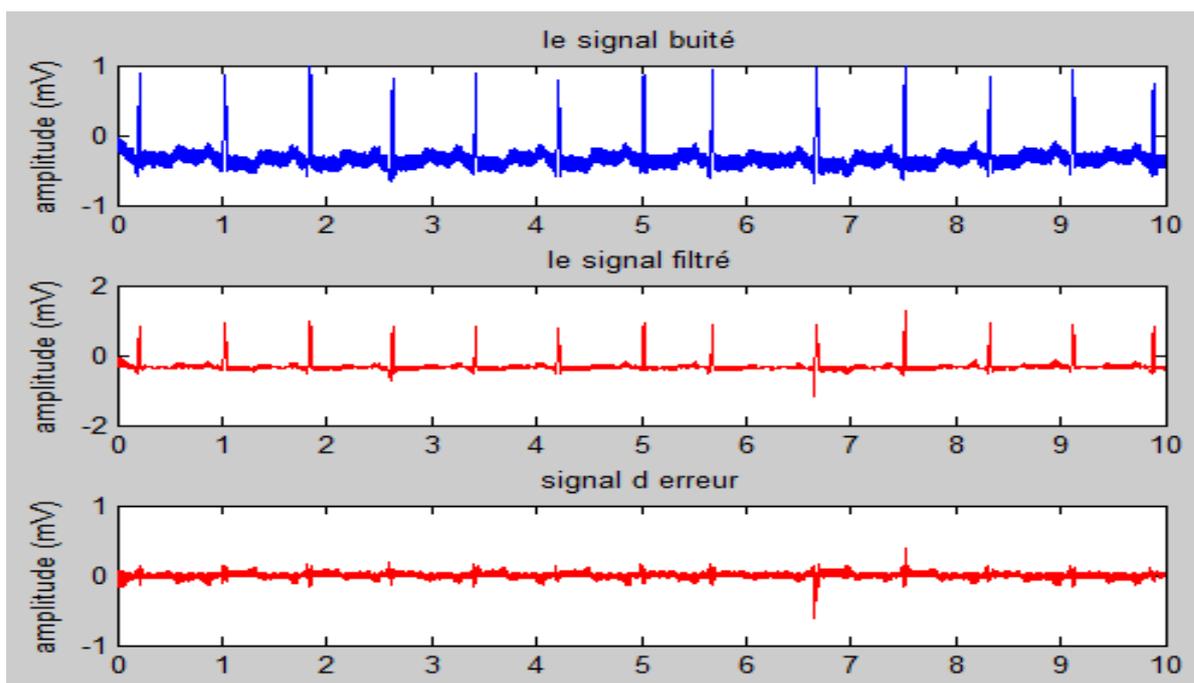


Figure (3-7): filtrage de signal ECG à base de RNA (feedforward) d'une seule couche cachée de 50 neurones.

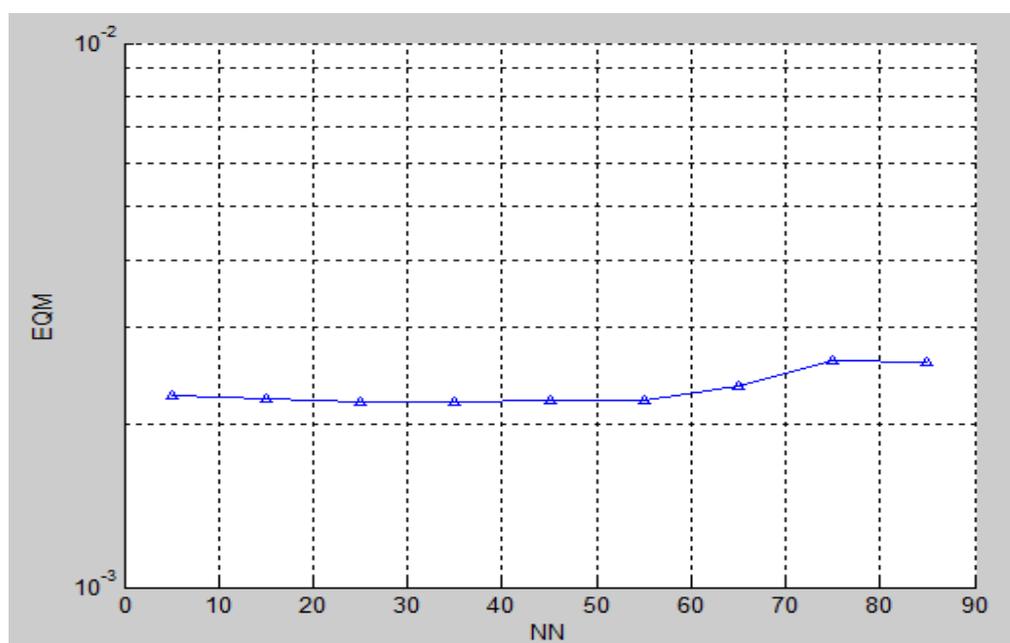


Figure (3-8): Présentation d'EQM d'augmentation de nombre de neurones de 5 à 85 par un pas de 10.

Tableau (3-2) : EQM et SNR d'un réseau BP de deux couches cachées de nombre de neurones identiques, avec l'augmentation de pas10.

Nombre de couches cachées	1	
Nombre de neurones	SNR	MSE
15	16.8256	0.0022
25	16.6974	0.0022
35	16.7047	0.0022
45	16.8309	0.0022
55	16.6064	0.0022
65	16.3419	0.0025
75	16.4005	0.0027
85	16.7800	0.0029

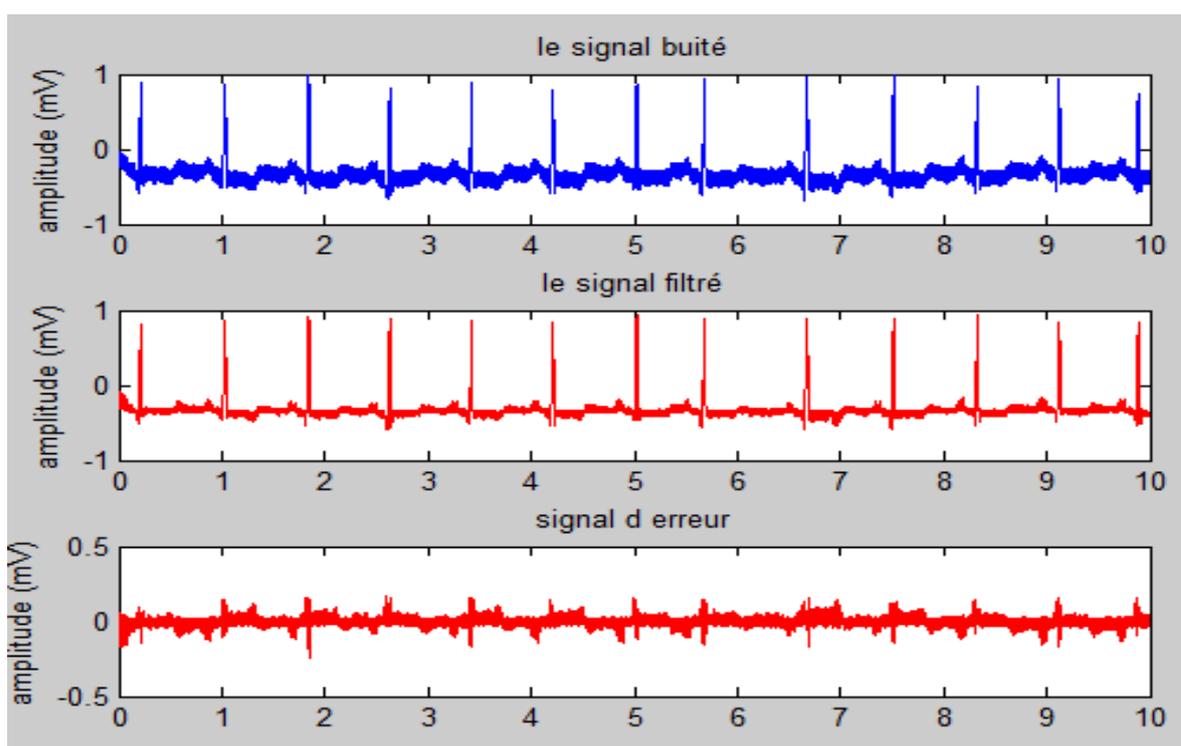


Figure (3-9) : filtrage de signal ECG à base de RNA (feedforward) de deux couches cachées de nombre de neurones identiques 35.

Tableau (3-3) : EQM et SNR d'un réseau Bp de deux couches cachées de nombre de neurones identiques, avec l'augmentation de pas10.

Nombre de couches cachées	2	
Nombre de neurones	SNR	MSE
[15 15]	16.7095	0.0022
[25 25]	16.4957	0.0023
[35 35]	16.7787	0.0022
[45 45]	16.7698	0.0022
[55 55]	16.0449	0.0023
[65 65]	16.5676	0.0022
[75 75]	16.1146	0.0028
[85 85]	16.9988	0.0022

3.3. Interprétation

Dans le premier tableau (3-1), on peut bien remarquer l'augmentation des valeurs de SNR et la diminution d'EQM dans les trois premiers cas (1, 2, et 3 neurones).

Dans les autres cas (4, et 5 neurones) EQM est fixe à 0.0022, et le SNR dégrade. La figure (3-6) illustre l'évolution de l'EQM. Les figures (3-4), (3-5) illustrent respectivement le filtrage obtenu à partir de 1 et 3 neurones, tel que l'amplitude de l'erreur crête à crête est diminué de [-1 1] à [-0.2 0.2], c'est-à-dire le filtrage est en amélioration.

Au deuxième tableau (3-2), on a augmenté le nombre de neurones de 5 à 85 par un pas de 10, et les résultats obtenus pour EQM sont-elles fixes à 0.022, et SNR proche à 17, ça se signifie que le filtrage ne pas changer par rapport au cas de premier tableau (3-1), mais à partir de 55 neurones les valeurs changent aléatoirement avec une augmentation d'amplitude d'erreur figure (3-7), c'est-à-dire le filtrage est diminué. On a ajouté une deuxième couche cachée de nombre de neurones identique tableau (3-3), on a obtenu des valeurs SNR et EQM aléatoires, et le filtrage change de cas à l'autre aléatoirement, c'est-à-dire la deuxième couche influe négativement sur le filtrage de signal ECG bruité.

Conclusion

Dans ce chapitre sont présentés les résultats de notre contribution principale qui est, la mise en œuvre d'un algorithme d'apprentissage de type FeedForward pour pouvoir filtrer le signal ; pouvant être utilisé d'une manière sûre aux problèmes du monde réel, par exemple lors de la manifestation d'un défaut physique dans une implémentation matérielle d'une Perception Multicouche, tels que les différents bruits.

D'après les résultats qu'on a obtenu dans les tableaux, les figures représentées en dessus ,on conclue qu'on a pas besoin d'une architecture compliquée de réseau neurone artificiel pour filtrer ou traiter un signal bruité, car ce dernier s'il dépasse 3 neurones on tombe dans ce qu'on appelle **overfitting**, en revanche, les nombres de couches ainsi que le nombre de neurones influence négativement sur la qualité de filtrage.

Donc en gros, on peut dire que le traitement de signal par réseau de neurone de type FeedForward n'a pas besoin généralement d'une architecture compliquée, parce que cela diminue son efficacité par rapport à signal d'erreur.

Conclusion

Générale

Conclusion générale

Ce mémoire constitue une présentation détaillée d'un travail de recherche. Grâce aux avancées des outils informatiques, des soins médicaux et plus largement du domaine biomédical, les recherches dans les systèmes intelligents médicaux et dans l'apprentissage artificiel se sont fortement développées en s'intéressant à des challenges communs. Les contributions produites par ces recherches ont ainsi permis d'améliorer substantiellement non seulement le traitement de signal, la tolérance aux fautes des réseaux de neurones du type PMC, mais aussi la prise en charge des soins des patients. Le travail présenté dans ce manuscrit de thèse s'inscrit dans ce contexte, où nous avons proposé un algorithme d'apprentissage artificiel pour filtrage d'un signal ECG applicable aux réseaux de neurones du type perceptron multicouches (PMC) dans le cadre d'un système de monitoring cardiaque intelligent.

Dans le cadre de la construction d'un système de diagnostic automatique des pathologies cardiaques à savoir les prétraitements et l'extraction des caractéristiques et la classification. Pour nous on a choisis une étape du prétraitement du signal ECG qui est le filtrage.

Le premier chapitre de ce mémoire a été dédié complètement à l'introduction et l'étude de l'élément principal du système cardiovasculaire et au principe de l'électrocardiogramme et les différents modes de son enregistrement, ainsi que les différents bruits qui affectent le signal ECG.

Dans le deuxième chapitre nous avons parlé de la nouvelle technologie actuelle qui domine les différents aspects dans le domaine informatique qui l'intelligence artificielle.

D'où on a fait une étude approfondie sur les réseaux de neurones est présentée suivie d'une étude décrivant les différentes architectures qui représentent les méthodes de traitements,

Cette architecture est le comportement de plusieurs neurones formels associés.

Suivant la logique d'interconnexion choisie, les réseaux de neurones se distinguent en deux grandes familles :

- Les réseaux non bouclés (statique) "**FEED-FORWARD**".
- Les réseaux bouclés (dynamique) "**FEED-BACK**".

Pour notre étude, on a choisis le réseau non bouclé FeedForward, où l'information se transporte de couche en couche sans la possibilité du retour en arrière. On a établi un algorithme d'apprentissage. A la fin de cette opération on converge vers un fonctionnement de réseau, le plus possible adapté au problème qu'on désire résoudre dans notre cas le filtrage du signal ECG désiré, tout en fournissant un certain nombre d'exemples d'apprentissage.

Nous avons devisé le troisième chapitre en deux parties la première est consacrée pour présenter l'algorithme de filtrage suivant un organigramme, et la deuxième partie pour l'analyse et l'étude des résultats de simulation.

Il est a noté aussi, que notre contribution principale est l'étude de la mise en œuvre d'un nouvel algorithme d'apprentissage efficace dans le domaine de traitement de signal et du filtrage, appliquer à l'interprétation automatique de l'ECG.

Finalement, la réalisation du module de filtrage de l'ECG par réseau de neurones de type feedforward, a montré une performance de filtrage élevée, avec un petit nombre de neurones, si on dépasse la valeur optimale (3 neurones) on tombe dans ce qu'on appelle overfitting, où on va perdre les performances de réseau Bp.

Notre humble étude est une approche prometteuse pour remédier aux problèmes de défauts et de variations dans les différents bruits, implémentations matérielles et notamment dans les systèmes embarqués.

Ce travail ouvre aussi de nouvelles perspectives dans le domaine du développement des applicationsde traitement de l'information incluant les nano composants.

Bibliographie

- [1] A. Bonny, R. Frank., « Méthodes d'enregistrement ambulatoire de l'électrocardiogramme », 13/03/14.
- [2] D.Tchiotsop., « Modélisations polynomiales des signaux ECG : applications à la compression », 2007.
- [3] W.Rutishauser et J.Sztajzel., « Cardiologie Clinique. 2e édition. Masson », 2004.
- [4] P.Kligfield, Gettes LS, Bailey JJ, *et al.*, « A scientific statement from the American Heart Association Electrocardiography and Arrhythmias Committee, Council on Clinical Cardiology; the American College of Cardiology Foundation; and the Heart Rhythm Society: endorsed by the International Society for Computerized Electrocardiology. *Circulation* » ; pp.115(10):1306-1324, 2007.
- [5] N.Lellouche, « INTERMÉMO ECG 2008 », VERNAZOBRES GREGO, 21 mai 2008.
- [6] L. Sörnmo, P. Laguna., « Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications Academic Press », 2005.
- [7] R.Kearney, D. Westwick., « Nonlinear identification methods for modeling biomedical systems », IEEE XPLORE, 06 Aout 2002.
- [8] ASM.Koeleman, VD.Akker TJ, Darmanata JI, Ros HH., « METHOD TO DETERMINE THE PR INTERVAL VARIATIONS *Computers in Cardiology* » . ; pp.287-290.
- [9] H.Abdi. « Les Réseaux de neurones », édition presses universitaires de Grenoble, 1994.
- [10] A. KRIZHEVSKY, I. SUTSKEVER et G.E. HINTON, « « Advances in neural information processing systems », 2012.
- [11] G. A. Harrison, J. M. Tanner. « Human biology: An Introduction to human evolution » Oxford science publication, 1998.
- [12] F.A.C. AZEVEDO, L.R.B. CARVALHO, *et al.*, « Equal numbers of neuronal and nonneuronal cells make the human brain an isometrically scaled-up primate brain », *Journal of Comparative Neurology* ; pp.513 : 532–541, 2009.
- [13] P. LENNIE., « The Cost of Cortical Computation. *Current Biology* » ; pp .13:493.
- [14] W.S. MCCULLOCH et W. PITTS., « The bulletin of mathematical biophysics », 1943.
- [15] G. Dreyfus. « Réseaux de neurones : Méthodologie et application », édition Eyrolles, 2004.
- [16] G.Dreyfus., « Neural Network: Methodology and Applications », Springer. 2005.

- [17] S.Haykin, « Neural Networks: a comprehensive foundation », Prentice Hall International Editions, 2nd edition, 1999.
- [18] DP. Mandic, Jonathon A., « Chambers, Recurrent Neural Networks for Prediction », John Wiley & Sons Ltd, 2001.
- [19] R.Zemouri, D. Racoceanu, N. Zerhouni, « Recurrent radial basis function network for time-series prediction », Engineering Applications of Artificial Intelligence 16 (2003) 453–463.
- [20] S.Haykin, « Neural Networks: a comprehensive foundation », Prentice Hall International Editions, 2nd edition, 1999.
- [21] P.Scherz, S.Monk « Practical Electronics For Inventors », Broché, 2016.
- [22] F.Scwenker, C.Dietrich, H.A.Kestler, K.Rirde, G.Palm, « Radial Basis Function Neural Networks and Temporal Fusion for the Classification of Bioacoustic Time Series », Neurocomputing, vol 51, pp 265-275, 2002.
- [23] M.D.BUHMANN., « Radial Basis Functions, Cambridge University Press, Cambridge », 2003.
- [24] M. J. D.POWELL., « Radial basis functions for multivariable interpolation : a review, Algorithms for approximation », New York, NY, USA, Clarendon Press, pp. 143-167, 1987.
- [25] D. BROOMHEAD, LOWE D., « Multivariate functional interpolation and adaptive network, Complex Systems, vol. 2 », 1988.
- [26] M. BELLANGER., « Traitement numérique du signal Théorie et pratique », Science sup, 8^{ème} édition, Dunod, 2006

Sites Internet :

Patrice.Wira@uha.fr-Université de Haute Alsace.

www.trop.mips.uha.fr-Laboratoire MIPS