

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POUPLAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE
LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MENTOURI – CONSTANTINE-
FACULTE DES SCIENCES DE L'INGENIEUR
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

N° d'Ordre :.....

Série :.....

MEMOIRE DE MAGISTER

Présenté par :

M. Arbatni Khaled

Option :

Traitement du Signal

Thème

**Réseaux de neurones appliqués à l'analyse et à
la modélisation non linéaire du signal ECG**

Soutenu le : 17/12/2007

Examiné par le jury :

Président	A. Charef	Professeur	Université de Constantine
Rapporteur	A. Bennia	Professeur	Université de Constantine
Examineur	M. Khamadja	Professeur	Université de Constantine
Examineur	N. Mansouri	Professeur	Université de Constantine

Année 2007

Remerciements

Je remercie Allah tout puissant qui m'a donné la force et la volonté pour pouvoir finir ce mémoire de magister.

Je tiens à remercier profondément mon encadreur : le professeur abdelhak BENNIA pour la confiance qu'il m'a accordée, ses encouragements, et ses précieux conseils.

J'exprime ma gratitude envers M. A.CHAREF, professeur à l'université de Mentouri de Constantine de m'avoir fait l'honneur d'accepter de présider le jury,

Je tiens à remercier M. M. Khamadja., professeur à l'université Mentouri de Constantine, d'avoir accepter de juger ce travail en tant qu'examineur,

Je remercie Mme. N. Mansouri, Professeur à l'université Mentouri de Constantine, d'avoir accepter de juger ce travail en tant qu'examineur.

Je tiens à remercier, tous ceux qui m'ont enseigné durant toutes mes études et en particulier mes enseignants à l'université de Constantine.

DEDICACE

Je dédie ce mémoire

*A ma mère,
Mon père,
Et mes frères et mes sœurs.*

Khaled Arbatni

SOMMAIRE

Remerciement	i
Dédicace	ii
Sommaire	iii
Liste des figures	vi
Liste des tableaux	viii
Résumé	ix
Abstract	x
Introduction générale	01
Chapitre I : Le Signal ECG	
1. Introduction	03
2. Le cœur	03
2.1 Anatomie et activité musculaire du cœur.....	03
2.2 Activité Electrique du cœur	04
3. L'électrocardiographie	06
3.1 Définition	06
3.2 Principe de fonctionnement	07
3.3 Enregistrement de l'électrocardiogramme et dérivations	08
3.4 L'ECG de Holter.....	09
4. Trace électrique du cœur	09
5. Intervalles temporels.....	10
6. A quoi sert l'électrocardiogramme ?.....	12
Chapitre II : les Réseaux de Neurones	
1. Introduction	13
2. Le neurone.....	13

3. Activation et règle de propagation	14
- Règles de propagations	14
- Fonctions d'activations	15
4. Topologies des réseaux	15
4.1 Topologie récurrente ou dynamique.....	16
- Réseaux de Jordan.....	16
- Réseau d'Elman.....	16
- Réseau PRNN.....	17
Principe de fonctionnement du PRNN.....	19
La fonction de coûts et la règle d'apprentissage.....	21
L'algorithme d'apprentissage RTRL.....	21
4.2 Topologie statique ou réseau à couches.....	24
- Le perceptrone multicouches.....	24
Algorithme d'apprentissage	25
Etapes de l'algorithme d'apprentissage.....	27
- Les réseaux TDL (tapped delay line).....	27

Chapitre III : Détection du Complexe QRS

1. Introduction.....	29
2. Différents Algorithmes de détection du QRS.....	29
- Approches dérivatives et filtres numériques.....	30
- Détection basée sur la transformée en ondelettes.....	32
- Approches basées sur les réseaux de neurones.....	32
3. Théorie.....	33
4. Filtre adapté et filtre blanchissant.....	33
4.1 Le filtre blanchissant neuromimétique.....	34
4.1.1 Filtre blanchissant adaptatif non linéaire à base d'un PMC.....	34
- Choix de la longueur de la fenêtre d'entrée.....	34

- Choix de la longueur de la couche cachée.....	35
- Utilisation du pas d'apprentissage variable.....	36
4.1.2 Filtre blanchissant adaptatif non linéaire à base d'un PRNN.....	37
4.2 Filtre adapté	41
- Sélection du modèle type.....	41
5. Algorithme de détection.....	42
5.1 Détection des pics et règle de décision.....	46
6. Evaluation des performances.....	47
7. Conclusion	49
CONCLUSION GENERAL.....	51
Références.....	53

INTRODUCTION

A travers ce mémoire, on va aborder un sujet d'actualité qui est l'analyse et la modélisation non linéaire du signal électrocardiogramme (ECG) avec des techniques basés sur les réseaux de neurones qui sont des agents de traitement et d'approximation très performants.

Dans le diagnostic des pathologies cardiaques, le signal ECG constitue l'apport le plus important pour le cardiologue. Le signal ECG de Holter représente l'enregistrement du signal électrocardiogramme pendant 24 heures et plus, ce qui rend le constat visuel impossible ou fastidieux d'où la nécessité d'une analyse automatique rapide et fiable.

On trouve dans la littérature beaucoup d'algorithmes conçus spécialement pour analyser le signal ECG d'une manière automatique. La nature non linéaire et non stationnaire de ce signal et les bruits qui l'affectent constituent un obstacle devant son exploitation automatique fructueuse. La nécessité de dépasser ces obstacles est la cause de l'utilisation d'une variété d'approches et techniques pour son traitement. Par exemple, on trouve dans la littérature des approches qui utilisent le filtrage passe haut ou filtrage passe bande, les transformées en ondelettes, la dérivation non entière, les algorithmes basés sur les réseaux de neurones. On trouve aussi d'autre approches et techniques utilisées pour le traitement du signal ECG tel que : le filtrage adaptative et filtres numériques, les modèles cachés de Markov, la morphologie mathématique, la transformation de Hilbert, les algorithmes génétiques etc.

Notre plan de travail comporte trois chapitres. Le premier chapitre sera consacré à l'introduction de l'élément principal du système cardiovasculaire ; le cœur, et au principe du signal électrocardiogramme (ECG). Le deuxième chapitre est dédié aux réseaux de neurones et ses différentes approches et catégories. Une étude plus approfondie sera réservée

aux réseaux PRNN, TDL et PMC. Le chapitre trois traite la détection du complexe QRS, qui présente une étape clé dans toute sorte de traitement et d'analyse automatique du signal ECG. nous avons finalisé ce chapitre par l'exposition des résultats des tests et de filtrage effectués sur les signaux ECG de la base de donnée standard de MIT/BIH, et les résultats de notre algorithme de détection des complexe QRS présents dans ces signaux.

Nous avons terminer ce modeste travail par une conclusion générale et indications sur des perspectives et souhaites du traitement automatique du signal ECG.

Le Signal ECG

1. Introduction

Dans ce chapitre on va présenter le fonctionnement de l'élément principal du système cardiovasculaire ; le cœur , puis on va examiner d'une manière plus détaillée, le principe de l'électrocardiogramme (ECG) qui désigne l'enregistrement de l'activité électrique du cœur.

2. Le cœur

Elément principal du système cardiovasculaire, qui est un muscle appelé myocarde, d'un volume de poignet sert à propulser le sang vers tout le corps humain à travers les vaisseaux sanguins. Dans le corps humain, 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, en arrière du sternum, sur le diaphragme. C'est un organe creux mû par un muscle, le myocarde, et enrobé du péricarde (*pericardium*) ; il est entouré par les poumons.

Les vaisseaux sanguins sont décomposés en deux grands systèmes, le système artériel et le système veineux. Le premier système assure l'acheminement du sang oxygéné vers les organes, et le deuxième sert à ramener le sang pauvre en oxygène au cœur.

2.1 Anatomie et activité musculaire du cœur

Le cœur est divisé en deux parties par une cloison, une partie droite et une partie gauche. Chaque partie est divisée elle-même en deux parties, une partie haute qui sont les oreillettes et une partie basse qui sont les deux ventricules . La figure 1.1 illustre la structure anatomique détaillée du cœur humain.

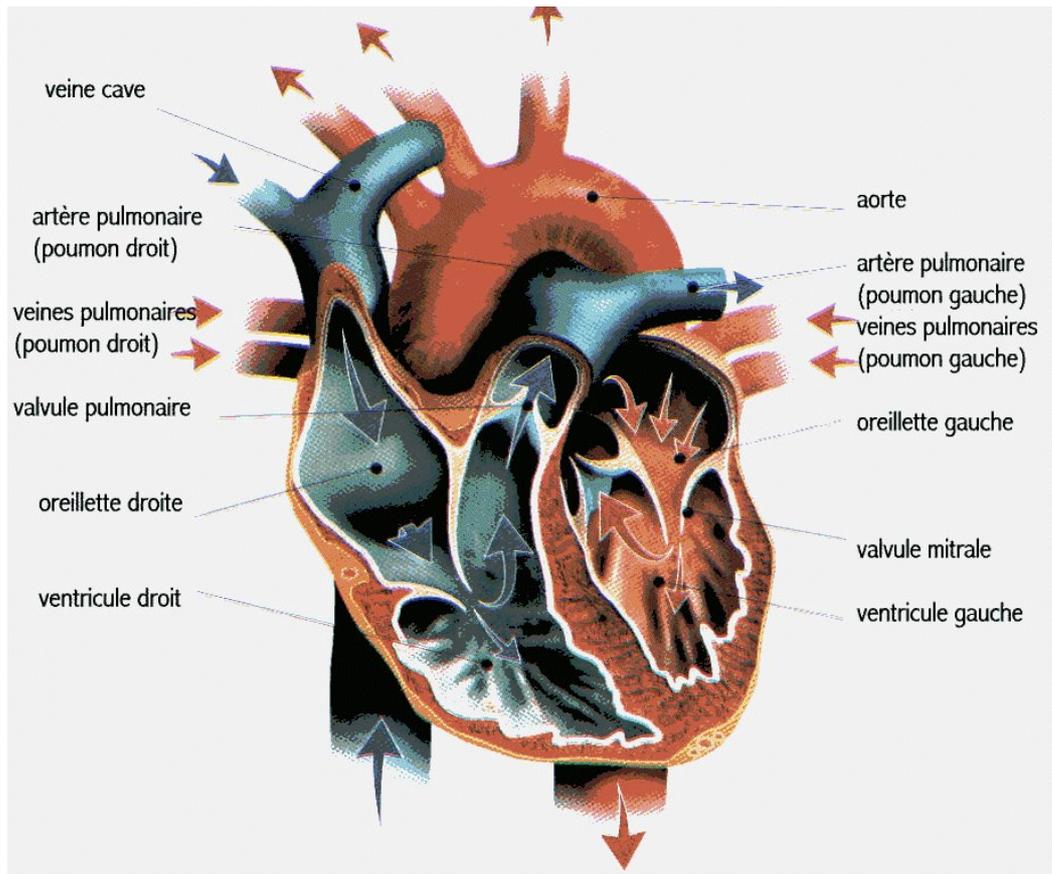


Figure 1.1. Cœur.

Le sang pauvre en oxygène arrive au cœur par la veine cave. Il y entre par l'oreillette droite, et en est chassé par sa contraction appelée systole auriculaire qui le déplace dans le ventricule droit. La contraction ventriculaire (systole ventriculaire) propulse le sang du ventricule droit vers les poumons où il va se charger en oxygène. De retour au cœur par les veines pulmonaires, le sang s'accumule dans l'oreillette gauche puis, lors de la contraction auriculaire, passe dans le ventricule gauche qui lors de la systole ventriculaire l'envoie vers les organes par l'artère Aorte.

Du fait que le muscle cardiaque est myogénique, les contractions rythmiques se produisent spontanément et sont coordonnées par une impulsion électrique qui le stimule. Dans le prochain paragraphe en va aborder le processus de contraction cardiaque du point de vue électrique.

2.2 Activité Electrique du cœur

Le mouvement des ions Na^+ à travers les membranes des cellules des fibres cardiaques (dépolarisation et la re-polarisation des cellules) génère une différence de potentiel

électrique qui provoque ainsi la contraction et la décontraction respectivement du fibre cardiaque.

Dans l'état normal du cœur, la dépolarisation du muscle cardiaque (inversion de la polarité électrique de la membrane par passage actif d'ions N_a^+ à travers celle-ci) prend naissance dans la partie haute de l'oreillette droite dans le nœud sinusoïdal de Keith et flack. Cette dépolarisation s'effectue d'une manière autonome avec un rythme de 70 à 100 fois par minute, et se propage dans les oreillettes, induisant la systole auriculaire, figure 1.2, qui est suivie d'une diastole (décontraction du muscle). L'impulsion électrique gagne alors le nœud auriculo-ventriculaire (AV), après une courte pause permettant au sang de pénétrer au ventricules, elle emprunte le faisceau de His, qui est composé de deux branches principales allant chaque une dans un ventricule. Les fibre constituant ce faisceau, complétées par les fibres de Purkinje, grâce à leur conduction rapide, propagent l'impulsion électrique en plusieurs points des ventricules, et permettent ainsi une dépolarisation quasi-instantanée des ventricules. Cette contraction constitue la systole ventriculaire. Puit suit le diastole ventriculaire (décontraction du muscle); les fibres musculaires se re-polarisent et reviennent ainsi à leur état initial.

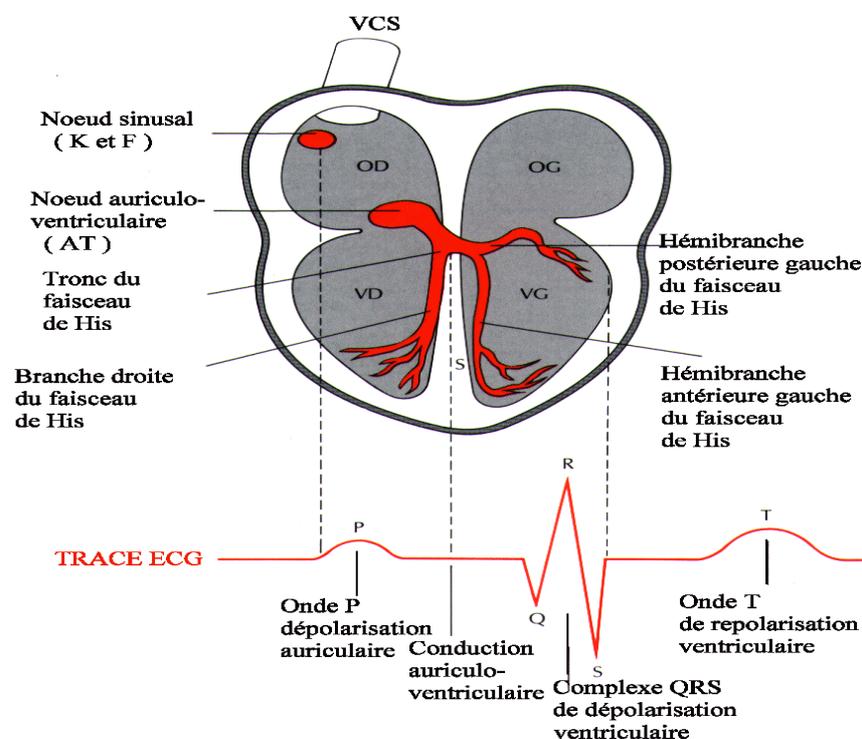


Figure 1.2. Propagation des stimuli cardiaques.

Les scientifiques ont constatés, depuis la première découverte, l'importance de l'activité électrique du cœur dans le domaine de la diagnostic pathologique au niveau du myocarde et qu'il peut être la source d'une foule de renseignements précieux de l'état structurel et fonctionnel de l'appareil cardio-circulatoire, d'où la nécessité d'un outil permettant l'exploration et l'enregistrement de cette activité électrique, afin de l'exploiter aisément.

L'enregistrement et la représentation de cette activité électrique seront l'objet du prochain paragraphe.

3. L'électrocardiographie

3.1 Définition

L'électrocardiographie (ECG) est la représentation graphique du potentiel électrique qui commande l'activité musculaire du cœur. Ce potentiel est recueilli par des électrodes mises à la surface de la peau.

L'électrocardiographie est constitué en général de :

- Un ensemble d'électrodes destinées à être appliquées en contacte directe du patient.
- Un système d'amplification des signaux issus des électrodes.
- Un appareil enregistreur.
- Un système d'enregistrement graphique.

L'ECG est née en 1887 avec les travaux de Waller[1], révélée à la communauté médicale par l'invention en 1901 du galvanomètre à cordes, qui valut à son auteur, le Dr. Wilhem Einthoven, le prix Nobel de Médecine en 1924[2], l'électrocardiographie est devenue une technique incontournable en pratique cardiologique[3]-[5].

Les dérivations précordiales sont utilisées pour le diagnostic médical à partir de 1932 et les dérivations frontales unipolaires à partir de 1942, ce qui permet à Emanuel Goldberger de réaliser le premier tracé sur 12 voies.

Aujourd'hui l'électrocardiographie est une technique relativement peu coûteuse, permettant à l'aide d'un examen indolore et sans danger, de surveiller l'appareil cardio-circulatoire,

notamment pour la détection des troubles du rythme et la prévention de l'infarctus du myocarde.

3.2 Principe de fonctionnement

Une cellule vivante, lors de transfert ionique entre ses parois, peut être considérée comme un dipôle électrique. Au repos aucune différence de potentiel n'existe, alors et par une représentations vectorielle du potentiel électrique, le vecteur est nulle, figure 1.3.a. Après une stimulation, la polarité des parois se change induisant ainsi une différence de potentiel qui se propage tout au long de la paroi marquée par un vecteur positif(b) qui atteint son maximum lorsque l'impulsion électrique arrive au milieu(c). La fin de la dépolarisation est marquée par un vecteur positif de faible amplitude. Une fois la cellule est dépolarisée le vecteur est nul (d). La re-polarisation du la cellule se manifeste par un vecteur négatif (e), qui suit les même étapes que le premier dans le sens opposé (f), figure 1.3.

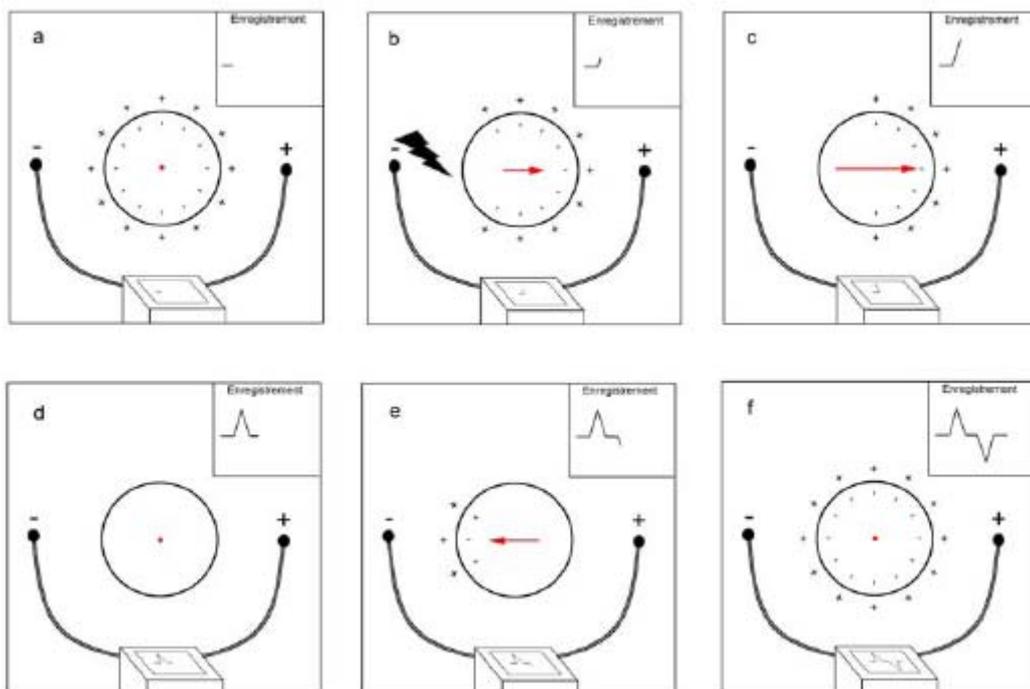


Figure 1.3. Principe de fonctionnement de l'ECG.

3.3 Enregistrement de l'électrocardiogramme et dérivations

L'électrocardiogramme est le tracé obtenu grâce à l'électrocardiographie. L'acquisition du signal électrocardiographie est assurée par des électrodes de surface, dont leur emplacement sur le thorax du patient définit un type de dérivation. Les emplacements des électrodes sur le thorax du patient sont choisis de manière à explorer la quasi totalité du champ électrique cardiaque.

En cardiologie, l'examen le plus couramment pratiqué est l'ECG 12 dérivations, où le signal électrocardiographie est visualisé selon 12 axes privilégiés :

- 6 axes dans le plan frontal qui sont :

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

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

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

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

- 6 axes sur le plan transversal (dérivations unipolaires précordial V₁ à V₆ dite de Kossman) :

V₁ : 4ème espace intercostal droit, bord droit du sternum (parasternal).

V₂ : 4ème espace intercostal gauche, bord gauche du sternum (parasternal).

V₃ : à mi-chemin entre V₂ et V₄.

V₄ : 5ème espace intercostal gauche, sur la ligne médio claviculaire.

V5 : même horizontale que V4, ligne axillaire antérieure.

V6 : même horizontale que V4, ligne axillaire moyenne.

3.4 L'ECG de Holter

Au début des années 60, Norman Holter proposa un appareil portatif permettant d'enregistrer l'activité cardiaque pendant plusieurs heures.

Le patient chez un cardiologue se fait poser l'appareil sous forme d'un petit boîtier auquel sont reliées sept électrodes, permettant ainsi l'enregistrement sur 2 ou 3 dérivations (2 frontales et 1 transversal), puis il retourne à sa vie naturelle durant une journée complète après laquelle il revient chez le cardiologue.

L'ECG de Holter est reconnu comme un outil très efficace pour le diagnostic des arythmies transitoires, le diagnostic de l'insuffisance coronaire et la modification du segment ST-T sur une durée de 24 heures.

Il existe deux modes de représentation du signal électrocardiographie, une représentation temporelle et une représentation vectorielle. On s'intéresse dans notre travail par à la représentation temporelle.

4. Tracé électrique du cœur

La visualisation de l'activité électrique du cœur pour un seul battement, donne un tracé constitué de trois ondes successives, figure 1.5.

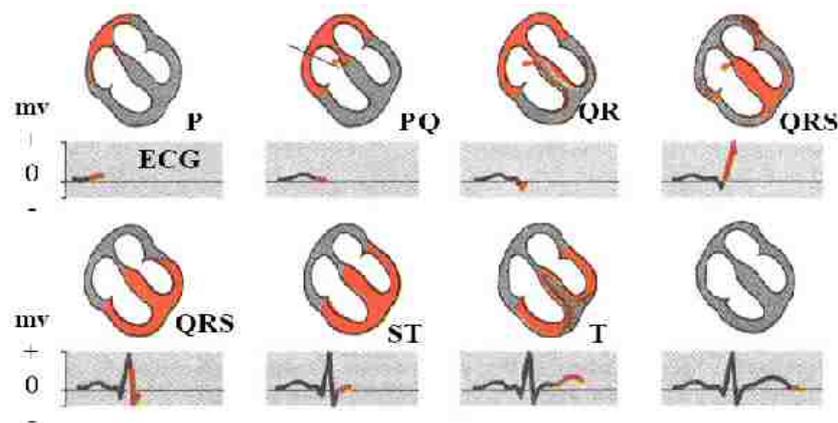


Figure 1.5. L'onde électrique d'un battement de cœur.

- L'onde P : Au cours du rythme sinusal normal, la dépolarisation du myocarde auriculaire produit une onde positive dans les dérivations I et II et négative en aVR. Habituellement les ondes P sont le mieux visibles dans les dérivations II et V1.

Voici les valeurs normales des paramètres de l'onde P :

Durée < 0,11 dans la dérivation II.

Amplitude < 0,25 mV (2,5 mm) dans la dérivation II.

Orientation dans le plan frontal entre 0 et +75°.

- L'onde QRS : La dépolarisation ventriculaire se traduit par un complexe polyphasique, le complexe QRS. L'onde négative initiale est appelée onde Q : sa durée est généralement inférieure à 0,04 seconde et son amplitude dépasse rarement 1 à 2 mm. La première onde positive est appelée onde R. L'onde négative qui suit l'onde R est appelée onde S.

- L'onde T : Elle correspond à la re-polarisation des ventricules. Dans l'état normal du cœur, cette onde présente une amplitude moins faible que celle du complexe QRS et une durée plus longue.

5. Intervalles temporels

L'analyse de l'électrocardiogramme comprend la mesure des amplitudes et 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 noeud 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 re-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.

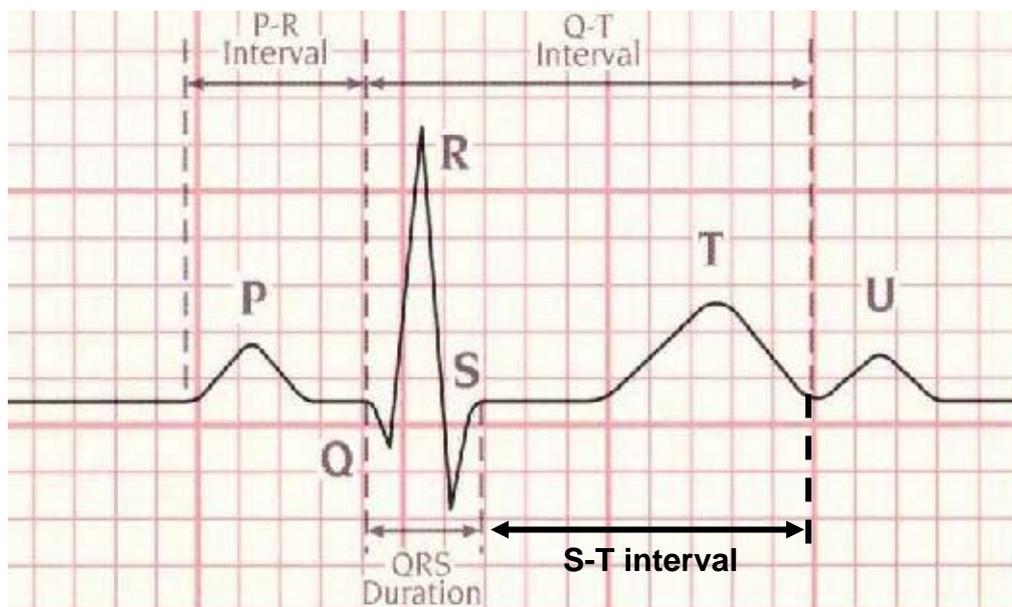


Figure 1.6. Différents intervalles dans l'ECG.

6. A quoi sert l'électrocardiogramme ?

L'ECG peut constituer un marqueur indépendant d'affection myocardique; il peut refléter des atteintes anatomiques, électrophysiologiques, métaboliques et hémodynamiques; il procure une information qui souvent s'avère essentielle pour le diagnostic et le traitement de diverses anomalies cardiaques; et il est sans égal pour le diagnostic des arythmies. L'électrocardiographie est une procédure de premier choix chez des patients se plaignant de précordialgies, lipothymies ou syncopes, symptômes qui peuvent être annonciateurs d'infarctus myocardique ou de mort subite. Des anomalies électriques peuvent être les premiers signes indiquant l'existence d'effets secondaires potentiellement désastreux de certains médicaments, ou de sévères déséquilibres métaboliques ou électrolytiques, et parfois le seul signe d'atteinte myocardique, telle que l'infarctus "silencieux" chez le sujet âgé. L'échocardiographie et la résonance magnétique nucléaire, par exemple, montrent directement la morphologie et la dynamique des structures anatomiques, domaines où l'électrocardiogramme est moins performant. Par contre, l'électrocardiogramme est le premier et parfois le seul témoin de modifications se produisant à l'étage moléculaire et cellulaire. Il peut de la sorte constituer un outil diagnostique essentiel, par exemple pour la détection de l'ischémie myocardique (pathologie fréquente), pour la reconnaissance des atteintes myocardiques précoces comme dans certaines cardiomyopathies et certaines dystrophies musculaires (pathologies rares) où les tracés électrocardiographiques peuvent être perturbés avant que n'apparaissent les anomalies échocardiographiques. Enfin l'électrocardiogramme est le seul examen couramment utilisé dans l'étude des troubles de conduction et des troubles du rythme. C'est un formidable outil de diagnostic.

Les Réseaux de Neurones

1. Introduction :

Les réseaux de neurones artificiels ou réseaux neuromimétiques, sont des techniques d'apprentissage numérique. Leurs structures sont inspirées du système nerveux humain.

Les réseaux neuromimétiques sont composés des éléments de calcul qui s'appellent les neurones (processing units), ces neurones sont interconnectés par des lignes où à chaque ligne est associée une valeur numérique (w) qui s'appelle poids (weight). De plus, chaque neurone possède une règle de propagation Net_k (valeur net), et une fonction d'activation F_k et éventuellement une entrée libre ou biais w_0 . Le réseau doit se doter d'une technique qui lui assure la récolte des informations à partir du monde extérieur ou simplement d'une règle d'apprentissage qui permette au réseau de s'adapter à l'environnement par l'ajustement et l'actualisation de ses poids (weight updating), et cela d'une manière synchrone ou asynchrone selon le cas.

Les réseaux de neurones peuvent être classés comme des modèles de calcul possédant des caractéristiques spécifiques telles que la capacité d'apprentissage et d'adaptation, la capacité de généralisation et la capacité de classification dans un environnement de traitement parallèle. Parallèle signifie que la plupart des unités de calculs produisant leur résultat en même temps.

2. Le neurone

Un neurone est un automate indépendant MISO (multi inputs, single output), dont l'état de sortie, est une valeur scalaire Y_k . En générale, on considère que chaque neurone fournit une information additive aux unités de calcul (neurones) qui lui sont connectés. La valeur nette ou règle de propagation de neurone k , Net_k est simplement (dans notre cas), la somme pondérée des sorties des différents neurones en amont avec lesquels il est connecté, plus une valeur d'offset (biais interne). La figure 2.1 résume la structure détaillée du neurone.

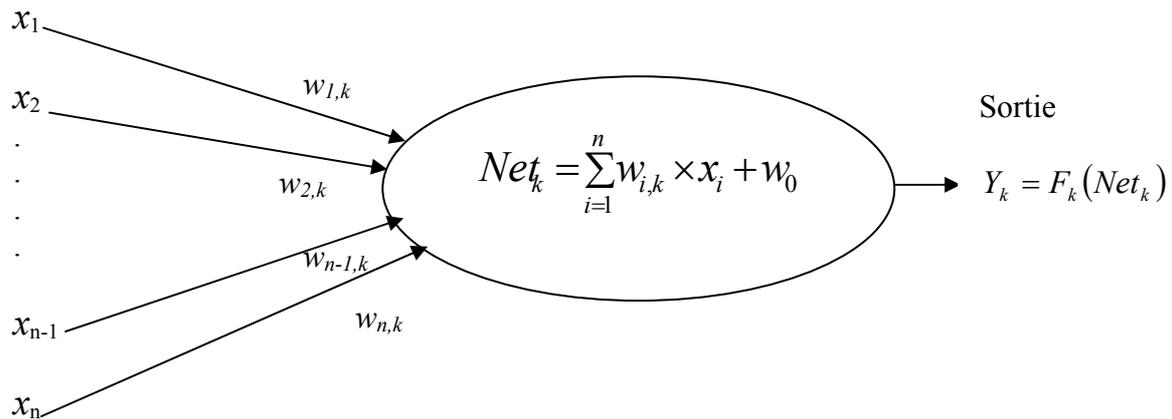


Figure 2.1. Neurone artificiel.

- x_n : l'entrée n du $k^{\text{ème}}$ neurone.
- w_{jk} : poids associé au $j^{\text{ème}}$ entrée du neurone k.
- $Net_k = \sum_j w_{jk} Y_j + w_0$: règle de propagation ou valeur net.
- w_0 : valeur d'offset ou biais interne.
- F_k : fonction d'activation.
- Y_k : sortie du neurone k.

3. Activation et règle de propagation

La règle de propagation définit l'effet des neurones en amont exercé sur le neurone actuel. La fonction d'activation définit l'effet de neurone actuel sur les neurones avec lesquels il est connecté.

- Règles de propagation

La règle de propagation usuelle est définie par :

$$Net_k(t) = \sum_j w_{jk}(t) y_j(t) + \Theta_k(t) \quad (2.01)$$

Feldman et Ballard [6], ont introduit une autre règle appelée SIGMA-PI UNIT donnée par la relation suivante :

$$Net_k(t) = \sum_j w_{jk}(t) \prod_m y_{jm}(t) + \Theta_k(t)$$

- Fonctions d'activations

La fonction d'activation est une fonction non décroissante de $Net_k(t)$. On utilise, alors, des fonctions linéaires et semi linéaires, fonction signe (hard limiter) et des fonctions sigmoïdes, figure 2.2. Dans notre travail on s'intéresse aux fonctions sigmoïde données par la relation suivante :

$$Y_k = F(Net_k) = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{-Net_k}{T}\right)} \quad (2.02)$$

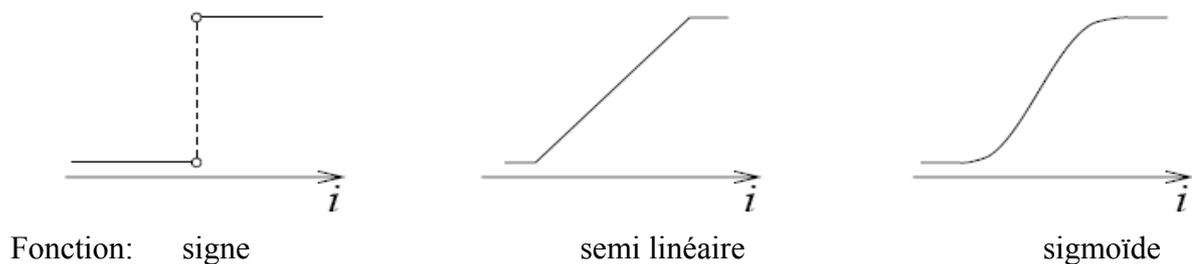


Figure 2.2. Différents fonctions d'activations.

Dans certaines applications, la sortie du neurone peut être une fonction aléatoire (ex : réseaux RBF), l'activation dans ce cas n'est pas déterministe.

4. Topologies des réseaux

Généralement, un réseau neuromimétique est constitué de trois couches. Couche d'entrée, représentée par tous les neurones qui reçoivent directement le signal d'entrée, la couche de sortie constituée par les neurones qui délivrent la sortie du réseau, les neurones existant entre ces deux couches représentent la couche cachée. La façon avec laquelle les neurones et les couches sont interconnectés définit la topologie des réseaux. Il existe deux grandes catégories de topologies :

4.1 Topologie récurrente ou dynamique (recurrent neural network RNN)

Dans cette catégorie, les neurones reçoivent le signal en provenance des neurones en aval et en amont ou de lui-même. Chaque couche reçoit des signaux à partir de n'importe quelle couche. Trois grandes classes existent [7]:

- réseaux à compétitions (VLQ, ART, ..., etc.).
- réseaux à connexions symétriques (Hopfield, machine de Boltzmann, ..., etc.).
- réseaux récurrents temporels (Jordan, Elman, PRNN, ..., etc.).

Quant aux réseaux dynamiques on s'intéresse à la 3^{ème} classe et surtout l'approche PRNN qui sera utilisée dans notre travail.

- Réseaux de Jordan

Parmi les plus anciennes approches utilisées, on trouve les réseaux dynamiques de Jordan. Dans ce type de réseau, la sortie est réinjectée dans l'entrée via un ensemble de neurones appelés, neurones d'états, Figure 2.3.

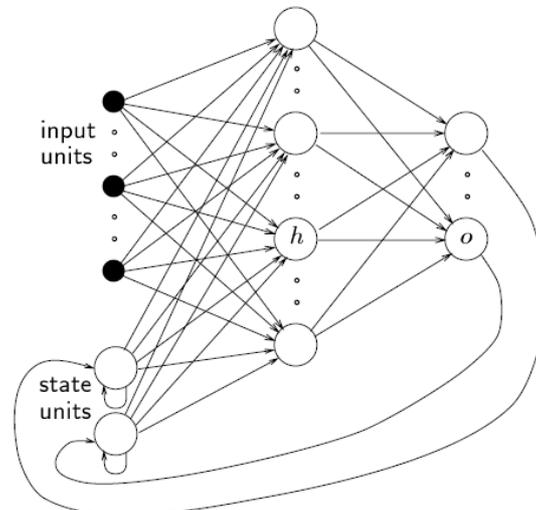


Figure 2.3. Réseau de Jordan.

- Réseau d'Elman

Le réseau d'Elman a le même principe que le réseau de Jordan. Sauf que le feedback est en provenance de la couche cachée réinjectée dans l'entrée via une couche appelée couche de contexte, Figure 2.4.

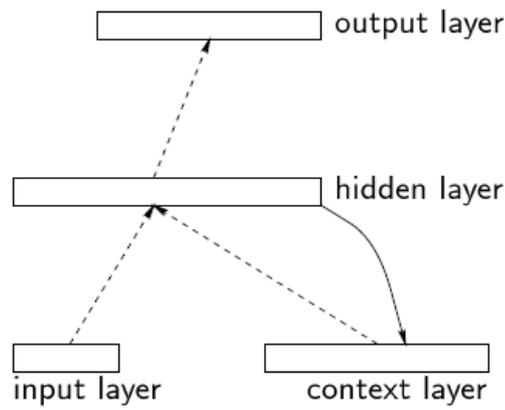


Figure 2.4. Réseau de Elman.

- Réseau PRNN (Pipeline Recurrent Neural Network)

Fut introduite par S. Haykin et Liang li en 1995[8], l'approche PRNN, est un réseau neuromimétique modulaire, contient M modules dynamiques, figure 2.5.

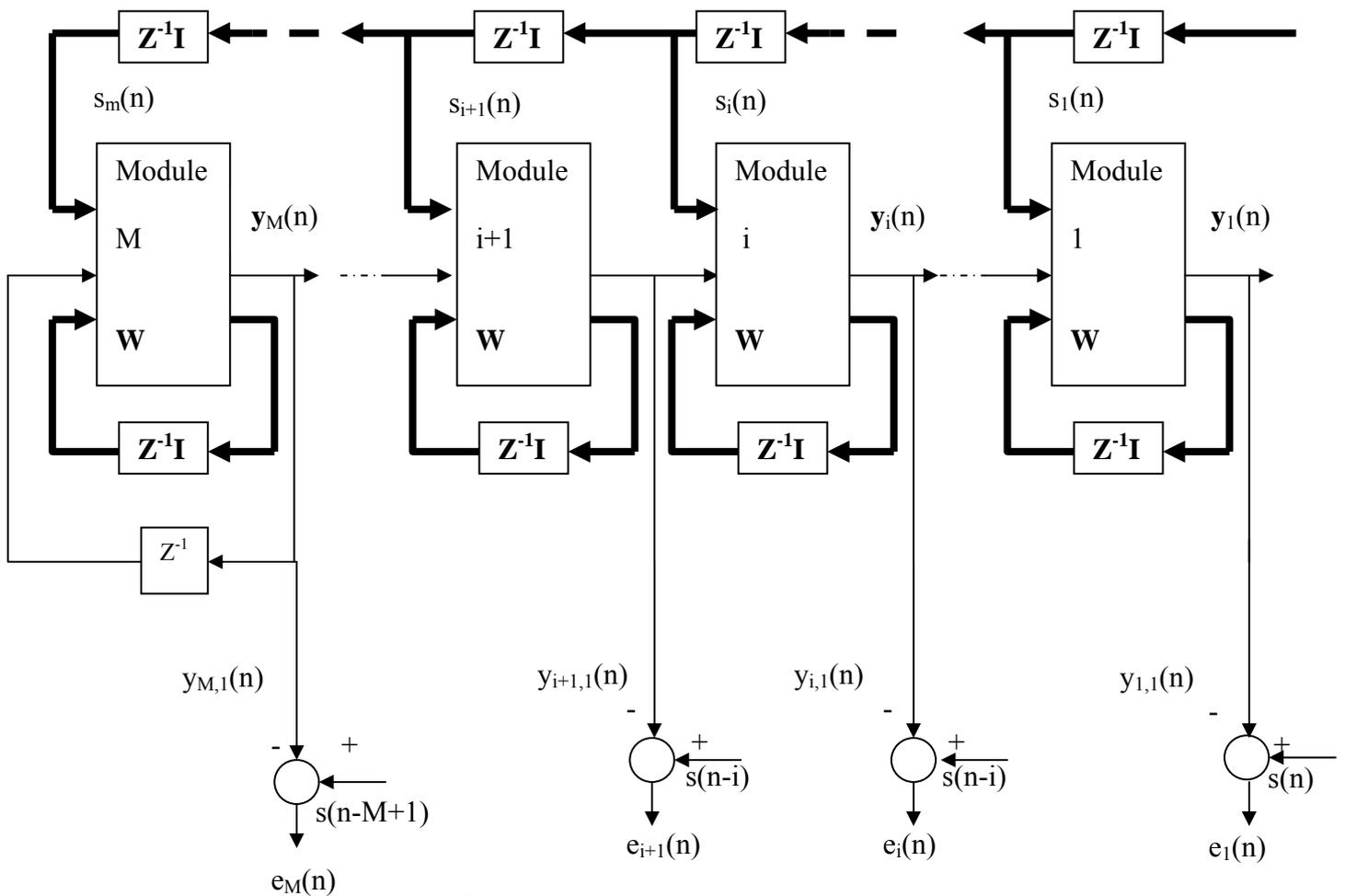


Figure 2.5. Réseaux PRNN.

Chaque module est constitué par un réseau récurrent RNN, possédant (N) neurones, figure 2.6.

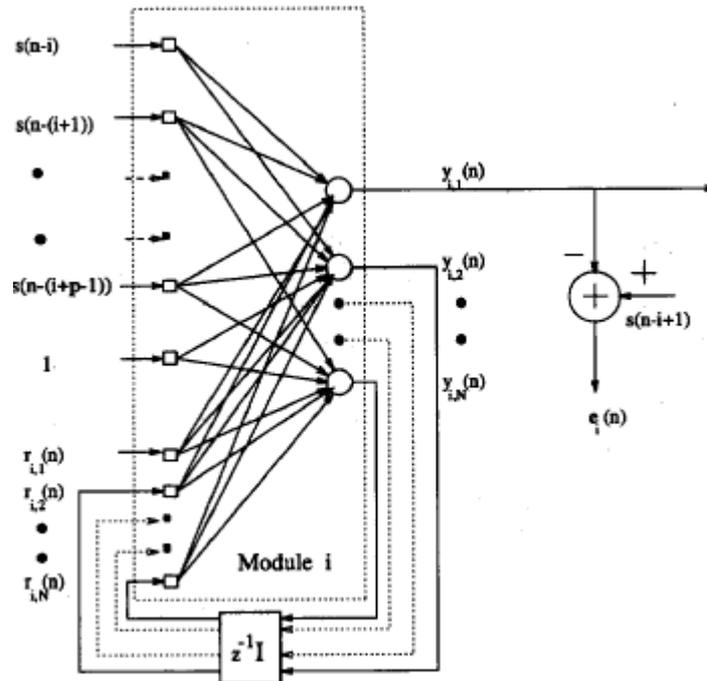


Figure 2.6. Module RNN [8].

L'algorithme d'apprentissage utilisé est l'algorithme RTRL (Real Time Recurrent Learning). Du fait que le réseau est modulaire, la complexité du calcul dans l'algorithme RTRL est considérablement réduite.

Cette modularité est établie d'une manière telle que :

- le PRNN est composé de M modules, chaque module est conçu de façon qu'il réalise un filtrage adaptatif non linéaire, sur une portion retardée du signal d'entrée.
- Tous les modules sont identiques. Un module est un RNN partiellement connecté, sauf le M^{ème} module qui est complètement connecté, possédant une seule sortie.
- Chaque module reçoit les informations et, il les envoie d'une manière synchrone.

Dans notre travail, le réseau PRNN réalise, en combinaison avec un filtre TDL (Tapped Delay-Line), mis en cascade, une prédiction adaptative non linéaire.

- Principe de fonctionnement du PRNN

Le réseau PRNN sert à la linéarisation du signal d'entrée, en lui appliquant une transformation non linéaire. Le PRNN effectue un filtrage sur un segment d'échantillons du signal d'entrée $s(t)$. Comme la montre la figure 2.5, chaque module est un sous modèle dynamique possédant son propre comparateur. Relié au signal d'entrée via P échantillons, en plus de ces P d'entrées, il y en a N signaux de feedback.

Pour assurer un biais interne pour chaque neurone du module, Haykin et Liang ont introduit une entrée fixe égale à un. Donc chaque module a $(P+N+1)$ entrées.

Les sorties de chaque module (N sorties) sont réintroduites à la sortie sauf la première sortie qui est appliquée directement au module suivant. Dans le cas du $M^{\text{ème}}$ module même la première sortie est réintroduite dans l'entrée du module.

La fonction d'activation est une fonction sigmoïde (2.02) pour tous les neurones du réseau PRNN:²

$$Y_{i,k}(n) = \Phi(v_{i,k}(n)) = \frac{1}{1 + \exp(-v_{i,k}(n))} \quad (2.03)$$

$i = 1, \dots, M; k = 1, \dots, N$

- $Y_{i,k}(n)$: la sortie du $k^{\text{ème}}$ neurone dans le module i à l'instant n .

- $v_{i,k}(n) = \text{Net}_{i,k}(n) = \sum_j w_{jk} Y_j + \Theta$: valeur nette du $k^{\text{ème}}$ neurone dans le module i à l'instant n .

On considère, pour chaque module, que la matrice \mathbf{W} $(N+P+1) \times N$ soit la matrice des poids synaptiques. L'élément $w_{k,l}$ de la matrice \mathbf{W} représente le poids synaptique reliant le point d'entrée l avec le neurone k . Donc \mathbf{W} peut être écrite comme suit :

$$\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_k, \dots, \mathbf{w}_N] \quad (2.04)$$

où \mathbf{w}_k est un vecteur $(P+N+1) \times 1$ défini par :

$$\mathbf{w}_k = [w_{k,1}, w_{k,2}, \dots, w_{k,P+N+1}]^T \quad (2.05)$$

où T désigne la transposée.

Supposons, maintenant, que nous avons une série temporelle qui consiste d'une observation des échantillons $s(1), s(2), \dots, s(n)$, présentant le signal d'entrée $s(t)$. A l'instant n , l'entrée du module (i), est représentée par le vecteur $s_i(n)$ $(p \times 1)$ tel que :

$$s_i(n) = [s(n-i), s(n-(i+1)), \dots, s(n-(i+P-1))]^T \quad (2.06)$$

P : désigne l'ordre de la prédiction.

L'autre vecteur appliqué sur le module (i) est le vecteur feedback donnée par :

$$r_i(n) = [r_{i,1}(n), r_{i,2}(n), \dots, r_{i,N}(n)]^T \quad (2.07)$$

De plus l'entrée fixée qui égale à un, assurant un biais ajustable pour la fonction d'activation des neurones.

A l'instant n, la sortie $Y_{i,k}(n)$ du neurones k dans le module (i) est donnée par :

$$Y_{i,k}(n) = \Phi(v_{i,k}(n)) \quad (2.08)$$

$$v_{i,k}(n) = \sum_{l=1}^P w_{k,l} \times s(n-(i+l-1)) + w_{k,P+1} + \sum_{l=P+2}^{P+N+1} w_{k,l} \times r_{i,l-(P+1)}(n) \quad (2.09)$$

Le poids $w_{k,P+1}$ est le biais ajustable.

Le signal feedback du module (i), est constitué de la première sortie du module adjacent (i+1) et les (N-1) sorties (2,...,N) du même module, retardées puis, réinjectées à son entrée.

On peut alors définir le vecteur feedback $r_i(n)$ du module (i) comme suit :

$$r_i(n) = [Y_{i+1,1}(n), Y_{i,2}(n), Y_{i,3}(n), \dots, Y_{i,N}(n)]^T \quad (2.10)$$

$i = 1, \dots, M-1$

Le dernier module du PRNN, i.e. Le module (M), fonctionne comme un RNN totalement connecté où le vecteur de la sortie $\mathbf{y}_M(n)$, est retardé et réinjecté à l'entrée. Donc :

$$r_M(n) = \mathbf{y}_M(n-1) \quad (2.11)$$

Donc pour le module M, le vecteur d'entrée est :

$$\mathbf{u}_i^T(n) = [s(n-i), \dots, s(n-i-P+1), 1, Y_{i+1}(n), Y_{i,2}(n-1), \dots, Y_{i,N}(n-1)] \quad (2.12)$$

$1 \leq i \leq M-1$

Et

$$\mathbf{u}_i^T(n) = [s(n-i), \dots, s(n-i-P+1), 1, Y_{i,1}(n-1), Y_{i,2}(n-1), \dots, Y_{i,N}(n-1)] \quad (2.13)$$

$i = M.$

La première sortie du premier module, constitue la valeur de la prédiction du réseau PRNN à l'instant (n) :

$$y_{pred}(n) = Y_{1,1}(n) \quad (2.14)$$

La manière avec laquelle les modules sont shuntés, définit la non linéarité produisant la valeur de prédiction $y_{pred}(n)$.

- La fonction de coûts et la règle d'apprentissage

Chaque niveau du réseau PRNN, produit un signal d'erreur $e_i(n)$ tel que :

$$\begin{aligned} e_i(n) &= s(n-i+1) - Y_{i,1}(n) \\ i &= 1, 2, \dots, M \end{aligned} \quad (2.15)$$

Où l'échantillon $s(n-i+1)$ du signal d'entrée $s(t)$, est la réponse désirée du module (i). Il est bien essentiel de remarquer que la sortie $Y_{i,1}(n)$ du module (i) est limitée en amplitude dans l'intervalle $[0,1]$, donc l'échantillon $s(n-i+1)$ doit être ajustée au même rang.

Etant donnée l'erreur $e_i(n)$, la fonction du coût générale du réseau PRNN, peut être donnée par la relation suivante :

$$\varepsilon(n) = \sum_{i=1}^M \lambda^{i-1} e_i^2(n) \quad (2.16)$$

λ : est le facteur d'oubli (forgetting factor), $0 < \lambda < 1$.

- L'algorithme d'apprentissage RTRL (real time recurrent learning)

Dans leur article, Haykin et Li [8], ont proposé la descente du gradient pour calculer les ajustements du poids $\Delta w_{k,l}(n)$. Dans notre travail on va utiliser l'approche proposée par Baltersee et Chambers [9], qui consiste en une version modifiée de l'algorithme de la descente du gradient.

L'idée est de calculer $\Delta \mathbf{W}(n)$ dans la direction négative du gradient de la fonction de coût $\varepsilon(n)$ (2.16). Donc la valeur $\Delta w_{k,l}(n)$ du poids l du neurone k à l'instant (n) peut être calculée par la relation suivant :

$$\begin{aligned} \Delta w_{k,l}(n) &= -\eta \frac{\partial}{\partial w_{k,l}(n)} \left(\sum_{i=1}^M \lambda^{i-1} e_i^2(n) \right) \\ &= -2\eta \sum_{i=1}^M \lambda^{i-1} e_i(n) \frac{\partial e_i(n)}{\partial w_{k,l}(n)} \end{aligned} \quad (2.17)$$

- η : est le taux d'apprentissage.

Donc les valeurs de la matrice des poids \mathbf{W} à l'instant $(n+1)$ peuvent être calculées à l'aide de la relation :

$$\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) + \Delta\mathbf{W}(n) \quad (2.18)$$

Et comme le signal d'entrée S ne dépend pas des éléments de \mathbf{W} , et l'erreur $e_i(n)$ ($i=1, \dots, M$) à la sortie de module, sont calculées par rapport à la première sortie du module (i) $Y_{i,1}(n)$. La dérivée partielle de l'erreur instantanée du module (i), dans le PRNN, par rapport au poids $w_{k,l}(n)$ devienne :

$$\frac{\partial e_i(n)}{\partial w_{k,l}(n)} = -\frac{\partial Y_{i,1}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} \quad (2.19)$$

D'où :

$$\frac{\partial Y_{i,1}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} = \frac{\partial Y_{i,1}(n)}{\partial v_{i,1}(n)} \times \frac{\partial v_{i,1}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} = \dot{\Phi}(v_{i,1}(n)) \times \frac{\partial v_{i,1}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} \quad (2.20)$$

Où $\dot{\Phi}$ désigne la dérivée première de la fonction d'activation Φ par rapport à son argument.

Par substitution on trouve que :

$$\dot{\Phi}(v_{i,1}(n)) \times \frac{\partial v_{i,1}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} = \dot{\Phi}(v_{i,1}(n)) \left(\sum_{\alpha=1}^{P+N+1} \left(\frac{\partial w_{1,\alpha}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} \right) \times u_{i,\alpha}(n) + \frac{\partial u_{i,\alpha}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} \times w_{1,\alpha}(n) \right) \quad (2.21)$$

Le premier terme dans la somme précédente égale à Zéro sauf pour $k=1$ et $l=\alpha$. Dans le vecteur d'entrée \mathbf{u} seuls les éléments du vecteur \mathbf{r} (2.10) dépendent des éléments de \mathbf{W} , donc (2.21) devienne :

$$\dot{\Phi}(v_{i,1}(n)) \times \frac{\partial v_{i,1}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} = \dot{\Phi}(v_{i,1}(n)) \left(\sum_{\alpha=1}^N \left(\frac{\partial r_{i,\alpha}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} \right) \times w_{1,\alpha+p+1}(n) + \delta_{k1} u_{i,l}(n) \right) \quad (2.22)$$

$$\text{Où} \quad \delta_{kl} = \begin{cases} 1, & k = l \\ 0, & k \neq l \end{cases} \quad (2.23)$$

Si le vecteur $\mathbf{r}_i(n)$ est actualisé avant l'opération de filtrage, alors il sera défini comme

$$\text{suit : } \begin{aligned} r_i(n) &= [Y_{i+1,1}(n), Y_{i,2}(n-1), Y_{i,3}(n-1), \dots, Y_{i,N}(n-1)]^T \\ i &= 1, \dots, M-1 \end{aligned} \quad (2.24)$$

$$\begin{aligned} r_i(n) &= [Y_{i,1}(n-1), Y_{i,2}(n-1), Y_{i,3}(n-1), \dots, Y_{i,N}(n-1)]^T \\ i &= M \end{aligned} \quad (2.25)$$

Si non, i.e., si les $\mathbf{r}_i(n)$ sont actualisés avant l'opération de filtrage, alors l'indice du temps (n) dans les deux relations précédentes, doit être remplacé par ($n-1$) et ($n-1$) par ($n-2$). Dans la cette méthode, les $\mathbf{r}_i(n)$ sont actualisés avant l'opération de filtrage, ce qu'a permet de réduire beaucoup de calculs.

Après avoir définie le vecteur feedback $\mathbf{r}_i(n)^T$, il est temps de formuler une relation récursive pour ses dérivées partielles $\partial r_{i,l}$ par rapport au poids $w_{k,l}$:

$$\frac{\partial r_{i,j}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} = \frac{\partial Y_{i,j}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} = \dot{\Phi}(v_{i,j}(n-1)) \left(\sum_{\alpha=1}^N \left(\frac{\partial r_{i,\alpha}(n-1)}{\partial w_{k,l}(n)} \right) \times w_{j,\alpha+p+1}(n-1) + \delta_{k1} u_{i,l}(n-1) \right) \quad (2.26)$$

Les dérivées partielles du coté droit de l'équation (2.26), sont dues au fait que les modules du PRNN ont une nature récurrente, ainsi les valeurs précédentes des sorties dépendent de précédentes valeurs des poids, qui dépendent elles aussi, des valeurs actuelles des poids via l'algorithme d'apprentissage. Et comme la dérivation est effectuée par rapport aux valeurs actuelles de \mathbf{W} , alors l'expression (2.26) n'est plus récursive. Or, si on choisit le taux d'apprentissage plus petit de façon que l'approximation « $w_{k,l}(n+1) \approx w_{k,l}(n)$ » tienne compte, la relation (2.26) peut être approximée par :

$$\frac{\partial r_{i,j}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} = \frac{\partial Y_{i,j}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} \approx \dot{\Phi}(v_{i,j}(n-1)) \left(\sum_{\alpha=1}^N \left(\frac{\partial r_{i,\alpha}(n-1)}{\partial w_{k,l}(n-1)} \right) \times w_{j,\alpha+p+1}(n-1) + \delta_{k1} u_{i,l}(n-1) \right) \quad (2.27)$$

Pour le cas où ($1 \leq i \leq M-1$ et $j=1$), aucune approximation n'est nécessaire, et la relation précédente devient comme suit :

$$\frac{\partial r_{i,j}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} = \frac{\partial Y_{i+1,1}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} \approx \dot{\Phi}(v_{i+1,1}(n)) \left(\sum_{\alpha=1}^N \left(\frac{\partial r_{i+1,\alpha}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} \right) \times w_{1,\alpha+p+1}(n) + \delta_{kj} u_{i+1,l}(n) \right) \quad (2.28)$$

On utilisant les équations (2.22), (2.27) et (2.28), les gradients des sorties des neurones peuvent être exprimés par la relation récursive :

$$i = M \Rightarrow \frac{\partial Y_{i,j}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} \approx \dot{\Phi}(v_{i+1,1}(n)) \left(\sum_{\alpha=1}^N \left(\frac{\partial r_{i,\alpha}(n-1)}{\partial w_{k,l}(n-1)} \right) \times w_{j,\alpha+p+1}(n) + \delta_{kj} u_{i,l}(n) \right) \quad (2.29)$$

$$i \neq M \Rightarrow \frac{\partial Y_{i,j}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} \approx \dot{\Phi}(v_{i,j}(n)) \left(\frac{\partial Y_{i+1,j}(n)}{\partial w_{k,l}(n)} w_{j,p+2}(n) + \sum_{\alpha=1}^N \left(\frac{\partial r_{i,\alpha}(n-1)}{\partial w_{k,l}(n-1)} \right) \times w_{j,\alpha+p+1}(n) + \delta_{kj} u_{i,l}(n) \right) \quad (2.30)$$

La tâche de linéarisation effectuée par le réseau PRNN, peut être résumé en deux étapes :

- Prédiction : calculer l'erreur due à la prédiction (one-step prediction error) (2.15), puis calculer la fonction de coût (2.17).
- Ajustement du poids : calculer $\Delta \mathbf{W}(n)$, puis l'ajouter à $\mathbf{W}(n)$ pour obtenir $\mathbf{W}(n+1)$.

Il n'y a aucune nécessité de l'opération de filtrage à l'instant $(n+1)$; du fait que cette opération est déjà faite pendant la procédure de linéarisation à l'instant (n) .

Pendant le prétraitement du signal ECG, on va utiliser le réseau PRNN en combinaison avec le réseau TDL, pour réaliser un filtre blanchissant

4.2 Topologie statique ou réseau à couche

Les réseaux neuromimétique statique ou réseaux à couches, sont de réseaux dont le signal d'entrée se propage d'une couche à l'autre, aucun feedback n'est nécessaire. De plus une couche ne reçoit de signal que de la couche qui la précède, et ainsi de suite jusqu'à la couche de sortie.

On distingue dans ce type de réseaux, les réseaux d'une seule couche (perceptron), l'adaline et le perceptron multicouche (PMC). On s'intéresse aux (PMC).

- Le perceptrone Multi-Couches

La topologie du PMC est montrée sur la figure 2.06. Les neurones sont organisés dans des couches parmi lesquelles on cite, une couche d'entrée, une couche de sortie et des

couches cachées. Leur importance est due à la possibilité de les utiliser dans des domaines variés tel que la classification, l'estimation non linéaire, ..., etc.

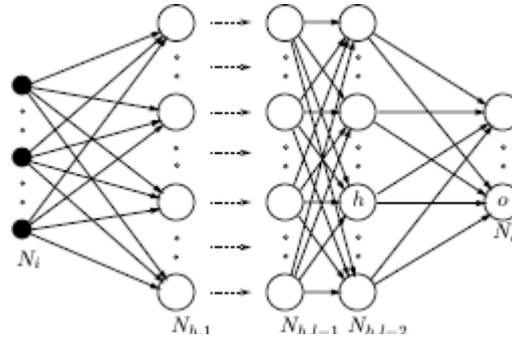


Figure 2.7. Réseau multicouche.

Minsky et Papert [10], ont montré en 1969, qu'un réseau multicouche, peut dépasser les limitations présentés par le perceptron à une seule couche et l'adaline. En 1986 Rumelhart et Hinton & Williams ont développé une technique d'apprentissage au profit de ces réseaux qui d'après [11], et avec une seule couche cachée, peuvent approximer n'importe quelle fonction dans la nature, étant donné que les fonctions d'activations sont non linéaires.

Pour leur apprentissage supervisé on utilise l'algorithme de rétropropagation de l'erreur (generalised delta rule). Qui consiste à minimiser une fonction de coûts (fonction d'erreur) par rapport au poids synaptique du réseau. La fonction de coûts dans ce cas est définie par :

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (O_{pk} - Y_k^p)^2 \quad (2.31)$$

$$Y_{pk} = F_k^o(Net_{kp}^o) \quad (2.32)$$

$$\text{Avec } Net_{kp}^o = \sum_j^L w_{jk}^o Y_j^p + w_k^o \quad (2.33)$$

Faisons la dérivation par rapport au poids (w_{kj}) on trouve :

$$\frac{\partial E^p}{\partial w_{kj}^o} = \frac{\partial E^p}{\partial Net_{pk}^o} \times \frac{\partial Net_{pk}^o}{\partial w_{kj}^o} \quad (2.34)$$

$$\frac{\partial Net_{pk}^o}{\partial w_{kj}^o} = Y_j^p \quad (2.35)$$

On pose :

$$\frac{\partial E^p}{\partial Net_{pk}^o} = \delta_{pk}^o \quad (2.36)$$

$$\delta_{pk}^o = -\frac{\partial E^p}{\partial Net_{pk}^o} = \frac{\partial E^p}{\partial Y_k^p} \times \frac{Y_k^p}{\partial Net_{pk}^o} \quad (2.37)$$

$$\frac{Y_k^p}{\partial Net_{pk}^o} = F_k^{\prime} (Net_{pk}^o) \quad (2.38)$$

$$\frac{\partial E^p}{\partial Y_k^p} = -(O_o^p - Y_k^p) \quad (2.39)$$

Donc :

$$\delta_{pk}^o = (O_o^p - Y_k^p) \times F_k^{\prime} (Net_{pk}^o) \quad (2.40)$$

Ça, c'est pour calculer Δw_{jk} pour l'ajustement des poids de la couche de la sortie qui est

égale à :

$$\Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial E^p}{\partial w_{jk}} = (O_o^p - Y_k^p) \times F_k^{\prime} (Net_{pk}^o) \times Y_k^p \quad (2.41)$$

Alors :

$$w_{kj}^o(t+1) = w_{kj}^o(t) + \eta \Delta_p w_{kj}^o(t) \quad (2.42)$$

Pour le cas des couches cachés ($k=h$), on peut utilisé la méthode (chain rule) tel que :

$$\frac{\partial E^p}{\partial w_{ji}^h} = -\sum (O_{pk} - Y_k^p) \frac{\partial Y_k^p}{\partial Net_{pk}^o} \times \frac{\partial Net_{pk}^o}{\partial Y_h^p} \times \frac{\partial Y_{pj}^p}{\partial Net_{pj}^o} \times \frac{\partial Net_{pj}^o}{\partial w_{ji}^h} \quad (2.43)$$

On trouve que :

$$\delta_h^p = F_j^{\prime} (Net_{pj}^h) \times \sum_k \delta_{pk}^o \times w_{kj}^o \quad (2.44)$$

Donc l'ajustement :

$$\Delta_p w_{jh} = \eta F_j^{\prime} (Net_{pj}^h) \times \sum_k \delta_{pk}^o \times w_{kj}^o \quad (2.45)$$

$$w_{kj}^h(t+1) = w_{kj}^h(t) + \eta \Delta_p w_{kj}^h(t) \quad (2.46)$$

Il est à noter que l'addition d'un autre paramètre semble très intéressante, surtout s'il s'agit de l'élan (α) qui mesure la dérivation entre les poids successifs. Donc en générale la loi d'ajustement peut être écrite comme suit :

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \eta \Delta_p w_{kj}(t) + \alpha (w_{kj}(t+1) - w_{kj}(t)) \quad (2.47)$$

Tel que : $0 \leq \alpha \leq 1$ et Où

O_{pk} : Désigne la réponse désirée du neurone k à l'excitation du vecteur P .

Y_k^P : Désigne la sortie du neurone k en réponse du vecteur d'entrée P .

h : Indice désignant la couche cachée (hidden layer).

p : Indice désignant le vecteur d'entrée (exemple) numéro P .

k : Indique la taille du vecteur de sortie P .

o : Indice désignant la couche de sortie (output layer).

N.B : les fonctions d'activations doivent être continues et différentiables afin qu'on puisse appliquer l'algorithme de la descente du gradient.

- Etapes de l'algorithme d'apprentissage

1. Initialisation de poids synaptique d'une manière appropriée.
2. Introduction d'un exemple d'apprentissage (entrée, sortie).
3. Propager le signal d'entée à travers le réseau, puis calculer la sortie.
4. Calculer l'erreur.
5. Application de l'algorithme de retropropagation.
6. Répéter les étapes 2 à 5 jusqu'à la fin des exemples d'apprentissage.

- Le réseau TDL(tapped delay line)

Le réseau TDL sera utilisé en combinaison avec le réseau PRNN. Une description de ces réseaux est nécessaire en vue de comprendre le principe de travail du prédicteur adaptatif basé sur ces deux réseaux (PRNN et TDL) mis en cascade.

Le vecteur de poids de ce filtre est donné par :

$$\mathbf{w}_1 = [w_{l,0}, w_{l,1}, \dots, w_{l,q-1}]^T \quad (2.48)$$

Où q est la longueur bande du filtre.

L'entrées de la bande du filtre consiste de la présente sortie calculée par le réseau PRNN et ses $q-1$ précédentes échantillons

$$\mathbf{y}_{fil}(n) = [y_{fil}(n), y_{fil}(n-1), \dots, y_{fil}(n-q+1)]^T \quad (2.49)$$

La sortie de filtre linéaire est définie comme le produit scalaire suivant :

$$\hat{s}(n+1) = \mathbf{w}_i^T \cdot \mathbf{y}_{filt}(n) \quad (2.50)$$

La sortie $\hat{s}(n+1)$ est une prédiction des l'échantillons en cours $s(n+1)$ du signal original.

Le fameux algorithme LMS (least mean squar) est utilisé pour l'ajustement des poids du filtre TDL.

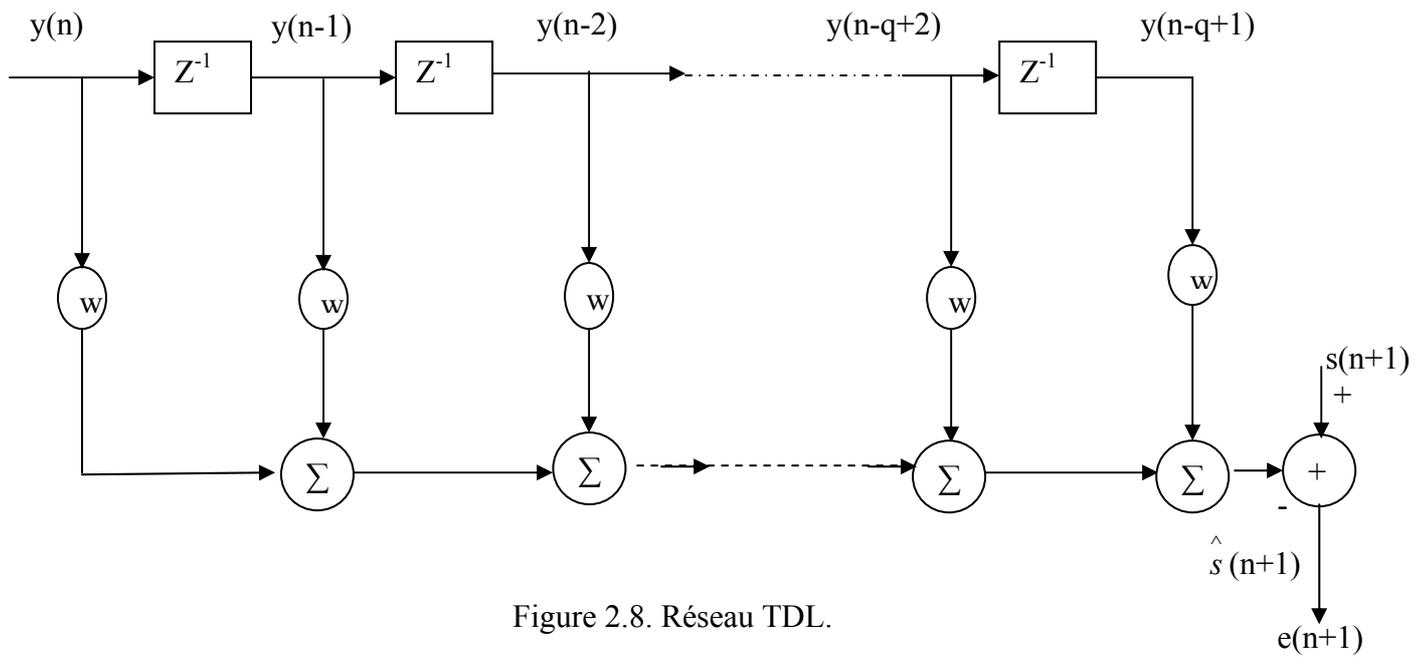


Figure 2.8. Réseau TDL.

Détection du complexe QRS

1. Introduction

Dans le signal ECG, le complexe QRS est la forme la plus distinguée, figure 1.1. Et comme il désigne l'activité électrique du cœur au cours de la contraction ventriculaire, son temps d'occurrence et sa morphologie sont la source d'une importante information concernant l'état actuel du cœur. Une fois les instants d'occurrences des complexes QRS sont identifiés, la fréquence cardiaque peut être calculée, différents segments et intervalles peuvent être mesurés.

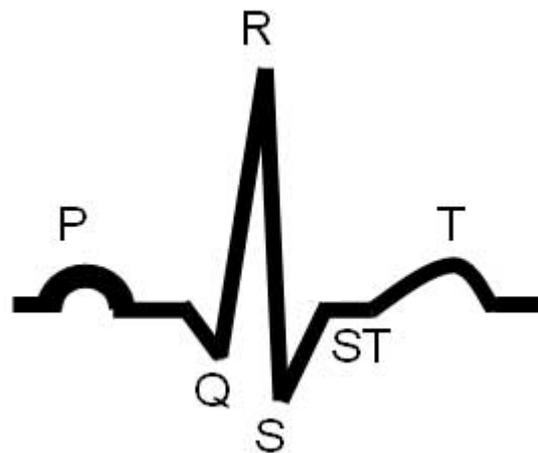


Figure 3.1. Signal d'un battement cardiaque.

A travers ce chapitre, nous verrons en premier lieu, les méthodes et approches utilisées dans la littératures pour la détection du complexe QRS, puis on va présenter avec détail, l'approche qu'on utilise dans notre travail basée sur le filtrage adapté adaptatif non linéaire.

2. Différents Algorithmes de détection du QRS.

L'évolution spectaculaire des outils informatiques de capacité de traitement très puissants pendant les trois décades précédentes, a permis le développement et la conception d'une variété de détecteurs automatiques du complexe QRS de nature soft, remplaçant ainsi au fur et à mesure les détecteurs hard existant à l'époque. Ces détecteurs ont une performance très élevée et peuvent détecter presque à 100% les complexes QRS présents dans le signal

originaires (L'ECG 12-dérivation de Holter), malgré que celui-ci est contaminé par des bruits tels que la contraction musculaire EMG, les artefacts, 50 Hz du secteur, ondes P et T, bruits respiratoire, ..., etc.

Il existe plusieurs approches et techniques pour la conception des logiciels de la détection automatique du complexe QRS qui, en générale, comportent deux (02) étapes essentielles :

- 1^{ère} étape : prétraitement du signal ECG, dans laquelle le signal subit du filtrage linéaire ou non linéaire permettant de réduire le bruit et d'éliminer certaines composantes fréquentielles non nécessaires dans la procédure de détection du QRS.
- 2^{ème} étape : Pendant cette étape autres opérations seront effectuées sur le signal issu de la 1^{ère} étape, tel que la valeur absolue, puissance, ..., etc. qui aident à la détection des pics considérés comme des candidats QRS. L'opération de la détection proprement dite est assurée selon une règle de décision bien appropriée, avec laquelle on juge un candidat pour QRS ou non.

Le schéma en bloque, figure 3.2, résume la structure adoptée généralement dans les détecteurs du complexe QRS.



Figure 3.2. Structure commune des détecteurs QRS.

On classe les détecteurs selon l'approche utilisée pour l'accomplissement de la 1^{ère} étape car la dernière étape est basée souvent sur des approches heuristiques et dépendent sur l'étape du prétraitement [12].

- *Approches dérivatives et filtres numériques*

Ces méthodes exploitent les composants fréquentiels du complexe QRS qui s'étale entre 10 et 25 Hz. Donc un filtrage passe bande est nécessaire en vue d'éliminer les fréquences indésirables associées aux bruits tels que les artefacts, les ondes P, ondes T de grande amplitude et autres composants aux hautes fréquences.

Dérivation entière :

Dans beaucoup d'algorithmes [13, 14,15], le filtre passe haut est utilisé seul. Il est réalisé par la dérivation première du signal ECG, exploitant ainsi la pente du complexe QRS pour son repérage. Dans ces algorithmes parmi les équations utilisées comme dérivateur on trouve:

$$y_1(n) = x(n+1) - x(n-1) \quad (3.1)$$

Et

$$y_1(n) = 2x(n+2) + x(n+1) - x(n-1) - 2x(n-2) \quad (3.2)$$

Dérivation non entière :

Basée sur des filtres passe bande de type RIF à phase linéaire, constitués par deux filtres dérivateurs fractionnaires tronqués. Un modèle fractal de la densité spectrale de puissance du complexe QRS est utilisé pour déterminer l'ordre non entier négatif du premier filtre qui maximise le rapport signal sur bruit.

Le bruit résiduel de basse fréquence est réduit par un filtre avec un ordre non entier positif. Les deux filtres, dont les coefficients ne dépendent que des ordres non entiers, sont mis en cascade pour former le filtre passe bande [16].

Filtres numériques :

En général, ces algorithmes utilisent des filtres passe bande qui sont réalisés par différentes méthodes. Dans [17] le signal ECG est filtré par deux filtres passe bas en parallèle, avec des fréquences de coupure différentes, la différence entre ses sorties constitue le filtre passe bande proprement dit.

En comparant la sortie de ces filtres avec un seuil approprié, un QRS est détecté ou non suivant le résultat de cette comparaison.

Malgré la variation des composants fréquentiels du complexe QRS d'un patient à l'autre, et même dans un seul patient et le chevauchement avec les composants fréquentiels des bruits, le taux de détection de ces algorithmes a dépassé la limite de 90%.

- ***Détection basée sur la transformée en ondelettes***

La transformée en ondelette (WT :Wavelet Transform) d'une fonction $f(t)$ est une intégrale définie par :

$$Wf(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\Psi_{a,b}^*(t)dt \quad (3.3)$$

Où $\Psi^*(t)$ désigne le conjugué complexe de la fonction ondelette $\Psi(t)$. Plusieurs algorithmes utilisent cette transformation avec différentes techniques [18, 19, 20]. La plupart des règles de détection basées sur la transformée en ondelette utilisent la méthode de Mallat et Hwang [18]. Dans leurs travaux, Li et al [19] annoncent le taux de détection de 99.8%. Ce qui montre la performance de cette méthode.

- ***Approches basées sur les réseaux de neurones***

Les réseaux de neurones (ANN :Artificial Neural Network) ont été largement appliqués dans le traitement non linéaire des signaux, classification et dans l'optimisation. Les approches non linéaires ont montrés leur supériorité face aux approches linéaires.

Les réseaux de neurones multicouches, les réseaux RBF (radial basis function) et les réseaux LVQ (Learning Vector Quantization) sont souvent utilisés pour le traitement automatique du signal ECG [21, 22,23,24].

- ***Autre approches***

On trouve dans la littérature d'autres approches et techniques utilisées pour le prétraitement du signal ECG parmi lesquelles on cite les algorithmes basés sur : le modèle caché de Markov [25], la transformation de Hilbert [26], les algorithmes génétiques [27],..., etc.

3. Théorie

Le problème dans le domaine de la détection des signaux est d'extraire à partir d'un signal reçu $x(t)$ le signal informationnel $s(t)$, contaminé par des bruits additives $n(t)$.

$$x(t) = s(t) + n(t) \quad (3.4)$$

Pour nous le signal informationnel $s(t)$ est le complexe QRS, les autres composantes du signal ECG (i.e. $x(t)$) tel que l'onde P et T, les artefacts et 50Hz du secteur, représentent le bruit additif $n(t)$.

4. Filtre adapté et filtre blanchissant

Comme beaucoup des signaux physiques rencontrés dans la pratique, le signal ECG présente deux propriétés spécifiques distinctes : la non linéarité, et la non stationnarité. L'approche la plus usuelle pour manipuler la non stationnarité est l'utilisation des filtres adaptatifs, pour traiter le caractère non linéaire du signal, on utilise des techniques non linéaires [8].

Vu leurs non linéarités intégrées et bien distribués dans leurs architectures et leurs capacités de s'adapter à l'environnement, les réseaux de neurones sont très convenables pour le traitement des signaux tel que le signal ECG.

Dans le contexte de la détection du complexe QRS, les réseaux neuromimétiques ont été largement utilisés comme prédicteurs adaptatifs non linéaires [21]. Le but est de prédire la valeur courante $x(n)$ du signal à partir de ses valeurs précédentes $x(n-i), i > 0$.

Le complexe QRS ne constitue qu'une partie simple de la totalité du signal ECG, et il présente les hautes fréquences de ce signal. Le réseau neuromimétique converge vers les points des segments dominants autres que le complexe QRS, qui présentent, dans la plupart des cas, les basses fréquences du signal ECG, et ainsi ils seront bien prédits. Le complexe QRS, vu son changement rapide, ne peut être prédit facilement, ce qui engendre une élévation brusque du signal erreur ce qui a permis d'utiliser le signal erreur pour le repérage du complexe QRS [12].

Dans notre travail, on va comparer entre deux types de réseau de neurone qui vont être utilisés, dans l'étape de prétraitement automatique du signal ECG, comme des filtres blanchissants adaptatifs non linéaires dont le but est l'élimination du bruit.

Ils consistent des deux réseaux :

- 1- PMC (Perceptrone Multi-Couches).
- 2- PRNN (Pipelined Recurrent Neural Network).

Quant au réseau PRNN, il est utilisé avec un filtre TDL (Tapped Delay Line) qui, ensemble réalisent la fonction de prédiction adaptative non linéaire [8].

Le signal erreur du filtre blanchissant est ensuite passé à travers un filtre adapté en vue d'améliorer le rapport signal sur bruit.

4.1 Le filtre blanchissant neuromimétique

L'idée est de réaliser un filtre adaptatif blanchissant possédant un module ou bloc qui permet une manipulation adéquate de la non linéarité inhérente dans le signal ECG. Comme nous avons dit précédemment, l'approche utilisée dans ce travail est l'approche de filtrage blanchissant adaptatif non linéaire basé sur les réseaux neuronaux. Cette approche est réalisée premièrement avec les réseaux PMC, puis avec sur les réseaux PRNN combiné avec un filtre TDL. Une comparaison sera effectuée entre ces deux filtres, ultérieurement.

4.1.1. Filtre blanchissant adaptatif non linéaire à base d'un PMC

Les réseaux neuromimétiques statiques multicouche PMC comme décrit précédemment dans le chapitre deux, peuvent approximer n'importe quelle fonction dans la nature étant donnée qu'ils soient bien configurés. Donc une structure adéquate de ce réseau est nécessaire pour une performance maximale en tant qu'un prédicteur.

- Choix de la longueur de la fenêtre d'entrée

Le réseau PMC utilisé est constitué de trois couches. Il est clair que le nombre d'unités dans la couche d'entrée augmente la taille de la matrice des poids d'entrée, augmentant ainsi

la complexité des calculs, ce qui empêche le traitement en temps réel. Il existe beaucoup de considérations pour le choix et la détermination de la structure du réseau. Si la longueur de la fenêtre d'entrée est très petite, alors notre filtre blanchissant ne peut pas capter la relation non linéaire entre les échantillons du signal, induisant une mauvaise élimination du bruit. En revanche, si la longueur de la fenêtre d'entrée est très large, un chevauchement entre deux complexes QRS peut exister, ce qui cause la perte du signal, i.e., le complexe QRS. Des travaux menés par Xue et Tompkins [21] ont montrés qu'un nombre entre 5 et 10 unités dans la couche d'entrée est approprié pour un traitement convenable du signal ECG.

- Choix de la longueur de la couche cachée

Le nombre d'unités dans la couche cachée désigne la capacité du réseau de réaliser une projection non linéaire entre le signal d'entrée et le signal de sortie. Un petit nombre d'unités cachées ne permet pas la modélisation et la détermination de la non linéarité du bruit. Par contre, beaucoup d'unités mènent à une surdétermination du modèle, d'où une mauvaise prédiction du bruit.

Une méthode pour la sélection du nombre d'unité dans la couche cachée est utilisée dans le travail cité précédemment, basée sur la technique SVD (Singular Value Decomposition) [28], De la matrice de covariance de la couche cachée. Le nombre de trois à cinq unités est suffisant pour une détection maximale.

La couche de la sortie comporte une seule unité, figure 3.2. Dans notre algorithme, on a pris pour la couche d'entrée 6 unités, 4 unités pour la couche cachée et une seule unité pour la couche de sortie.

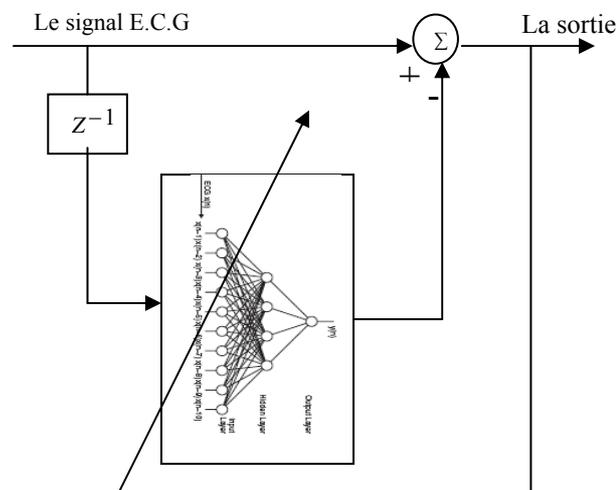


Figure 3.3. Filtre blanchissant à base d'un PMN.

La fonction d'activation utilisée dans les neurones de la couche cachée est la fonction sigmoïde. La fonction d'activation de l'unité de la sortie est une fonction linéaire de la somme des sorties des neurones de la couche cachée.

L'apprentissage de ce réseau s'effectuera en ligne, ce qui permet au réseau de bien s'adapter au changement statistique du signal et de sa non linéarité.

L'algorithme de la rétropropagation de l'erreur (generalised delta rule, chapitre 2) sera notre outil d'apprentissage.

- Utilisation du Pas d'apprentissage variable

Pour les filtres adaptatifs le pas d'apprentissage est nécessaire pour une adaptation rapide. Dans la plupart des applications basées sur les réseaux de neurones, un pas fixe est adopté pour l'actualisation des poids, Dans ce cas une préparation et conditionnement des donnée est nécessaire auparavant pour assure une fonctionnement raisonnable du réseau.

Le filtrage en temps real nécessite un pas d'apprentissage variable en vue d'améliorer les performances du filtre. On va utilise un pas d'apprentissage variable que ce sont pour la couche cachée ou pour la couche de sortie.

- Le pas d'apprentissage pour la couche de sortie

L'analyse des caractéristiques de convergence de la couche de sortie, a donné la relation pour μ définie par [21] :

$$\mu_0(n) = \frac{T \cdot (\alpha + 1)}{\sum_{i=1}^N y_{hi}^2} \quad (3.6)$$

Où T est une valeur positive comprise entre 0.1-0.5. Et $\sum_{i=1}^N y_{hi}^2$ est la puissance du signal de la couche cachée.

- Le pas d'apprentissage pour la couche cachée

De la même manière que dans le cas précédente, le pas d'apprentissage variable est donnée par la relation [21] :

$$\mu_{hj}(n) = \frac{T \cdot (\alpha + 1)}{\sigma_j \cdot k_{1lj} \sum_{i=1}^{M-1} x_{n-i}^2} \quad (3.7)$$

Où σ_j est le poids de la couche supérieure connectée à la $i^{\text{ème}}$ couche cachée.

- k_{1lj} représente la tangente de la fonction sigmoïde.

- $\sum_{i=1}^{M-1} x_{n-i}^2$ l'énergie du signal d'entrée.

En résumé, la configuration et les choix sont les suivants :

- $\alpha = 0.3$ et $T = 0.1$.
- taille de la fenêtre d'entrée $iv=06$
- nombre des neurones dans la couche cachée 02.
- nombre de neurones de la couche de sortie 01.

4.1.2 Filtre blanchissant adaptatif non linéaire à base d'un PRNN

Le filtre blanchissant à base d'un réseau PMC, et malgré son efficacité, sa souplesse et sa rapidité, présente un inconvénient majeur, qui consiste de l'instabilité vis-à-vis les échantillons du signal d'entrée.

Pour remédier à ce problème, nous avons proposé à la place du prédicteur à base du perceptron multicouche un prédicteur à base d'un réseau PRNN, figure 3.4.

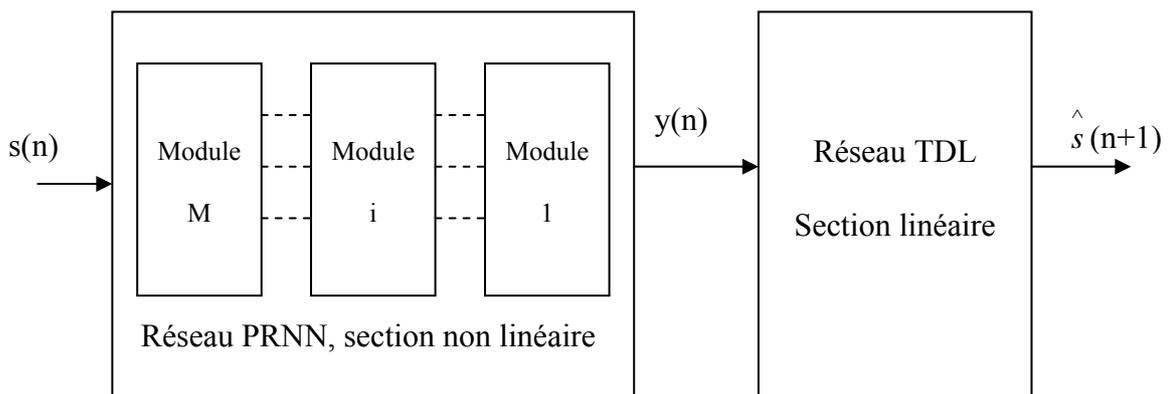


Figure 3.4. Schéma en bloque du prédicteur à base d'un PRNN.

La figure 3.4 montre le schéma en bloques diagramme complet du prédicteur adaptatif non linéaire. Le PRNN présente la partie non linéaire et le filtre TDL constitue la partie linéaire du prédicteur. Ces deux entités réalisent deux tâches distinctes comme illustré dans la figure 3.5.

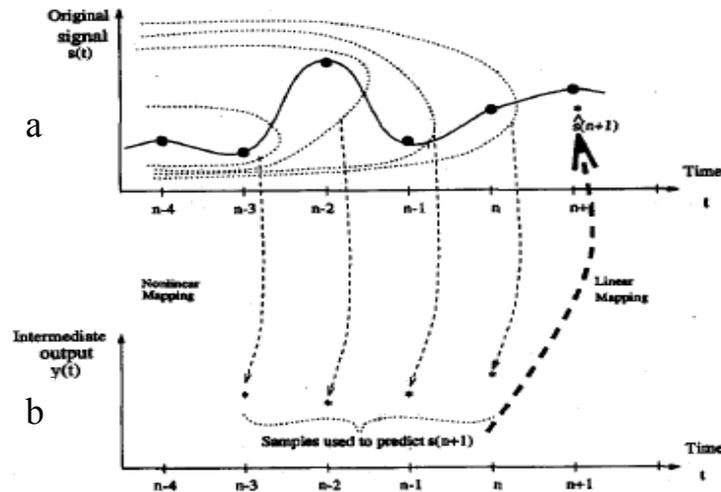


Figure 3.5. Relation entre espaces de transformation des signaux du PRNN et TDL [8].

- Dans (a) Le réseau PRNN établit une transformation non linéaire entre l'espace d'entrée vers un espace intermédiaire (b) dont le but est la linéarisation du signal d'entrée.
- Le filtre TDL établit une transformation linéaire à partir de l'espace intermédiaire (b) vers l'espace de sortie. Le filtre utilise une combinaison linéaire d'échantillons $y_{fil}(n), y_{fil}(n-1), \dots, y_{fil}(n-q+1)$ à partir de la sortie du PRNN pour produire une prédiction $\hat{s}(n+1)$ du signal d'entrée original.

Ces deux opérations sont effectuées d'une façon adaptative et continue. Ce qui permet une utilisation en cascade de ces deux filtres.

Comme les PMC, le réseau PRNN s'apprend en ligne. L'algorithme d'apprentissage utilise le RTRL (Real Time Recurrent Learning). Le principe de fonctionnement et l'algorithme d'apprentissage sont bien détaillés dans le chapitre deux. La figure 3.6 montre la structure du filtre blanchissant à base d'un réseau PRNN.

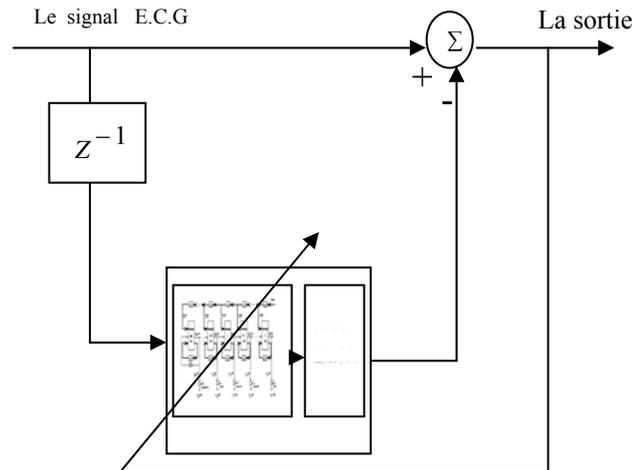


Figure 3.6. Filtre blanchissant à base du PRNN.

Les modules RNN du réseau PRNN, en réalité, ne contiennent que la couche d'entrée qui reçoit le signal d'entrée sans aucune modification et une couche cachée qui est elle-même la couche de la sortie constituée de N neurones. La fonction d'activation de ces neurones est une fonction sigmoïde.

De même on prend les paramètres suivants pour la synthèse de ce filtre :

- a) Pour le réseau PRNN
 - nombre de modules : $M=05$.
 - Nombre de neurones par module : $N=01$.
 - L'ordre de prédiction : $p=04$.
 - Pas d'apprentissage : $\eta = 0.0001$.
 - Facteur d'oubli (forgetting factor) : $\lambda = 0.9$.
- b) Pour le filtre TDL
 - longueur du filtre : $q=12$.
 - pas d'apprentissage : $\mu_t = 0.3$.

Le filtre PRNN nécessite une initialisation de ses poids. Pour ce faire il est recommandé de procéder à une étape d'apprentissage supervisé hors ligne, sur un nombre limité d'échantillons du signal à traiter.

- Résultats de filtrage blanchissant

Dans cette section on va présenter les résultats de la comparaison entre ces deux filtres blanchissants. Les essais seront effectués sur des segments bruités des signaux de la base MIT/BIH.

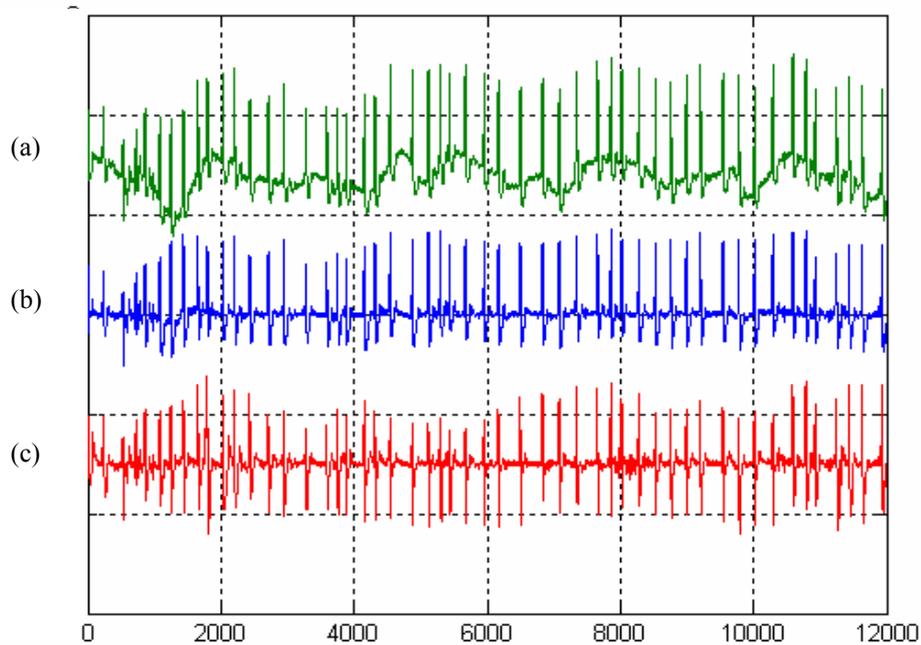


Figure 3.7. Résultat du filtrage blanchissant par PMC et PRNN du fichier 203 de MIT/BIH. (a) Signal ECG original. (b) Filtrage à base PRNN. (c) Filtrage à base PMC.

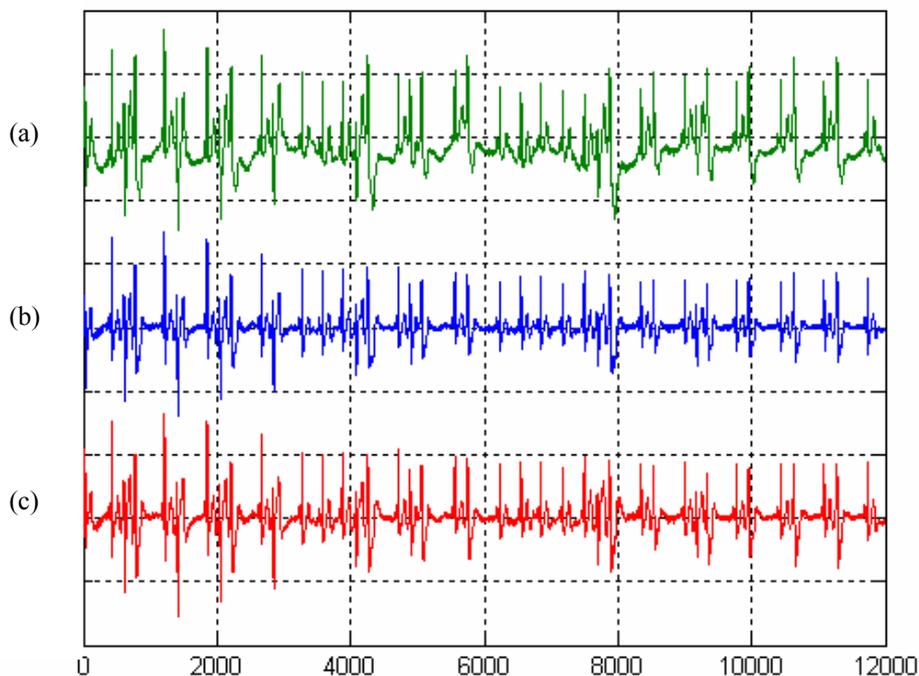


Figure 3.8. Résultat du filtrage blanchissant par PMC et PRNN du fichier 106 de MIT/BIH. (a) Signal ECG original. (b) Filtrage à base PRNN. (c) Filtrage à base PMC.

Commentaire :

Ce qui concerne le filtrage et sans regarder les critères de la rapidité et la stabilité, Il est difficile de dire que l'un est meilleur que l'autre. Les deux réseaux présentent presque les mêmes performances.

4.2 Filtre adapté

En général, nous avons certaines connaissances a priori sur le signal à détecter $s(t)$, tel que la forme du complexe QRS, malgré qu'elle change d'un patient à un autre et elle change avec le temps même dans le signal d'un seul patient. La connaissance de la forme du complexe QRS permet sa détection dans le signal ECG courant en utilisant un filtre adapté. Le filtre adapté peut être réalisé à l'aide d'un filtre numérique de type RIF (Réponse Impulsionnelle finie) caractérisé par la réponse impulsionnelle $h(t) = s(t - t_0)$ en vue de maximiser le rapport signal sur bruit.

$$r_0 = \frac{|y_s(t_0)|}{\sqrt{E\{y_n^2\}}} \quad (3.5)$$

- $y_s(t_0) = s(t) * h(t)$ est le résultat de la convolution entre le signal et la réponse impulsionnelle du filtre.
- $y_n(t_0) = n(t) * h(t)$ est la sortie de l'excitation du filtre adapté par le bruit.

Le filtre adapté est un détecteur optimal si le bruit $n(t)$ est un processus aléatoire blanc. Malheureusement, ce n'est pas le cas, du fait que $n(t)$ comprend des parties du signal ECG comme l'onde P et T, bruit de fond et bruit de l'électromyographie. Ces composants de bruit sont, en générale, corrélés et varient avec le temps. Ce qui implique le passage sur une étape de filtrage de blanchissement du signal pour supprimer ces composants de bruit corrélés. Parmi plusieurs alternatives et techniques de filtrage blanchissant, nous avons choisi un filtre blanchissant adaptatif non linéaire basé sur les réseaux de neurones.

- Sélection du modèle type du complexe QRS

Un modèle type du complexe QRS est nécessaire pour la réalisation du filtrage adapté. La première étape est de choisir ce modèle type qui, par la suite, sera filtrée de la même manière que le signal ECG a été filtré.

5. Algorithme de détection

Le signal ECG d'entrée passe, premièrement, à travers le filtre adaptatif non linéaire blanchissant à base des réseaux de neurones. Cette opération permet l'élimination du bruit. La couche d'entrée reçoit le vecteur de données à partir du signal ECG. Dans ce cas le vecteur d'entrée est :

$$y(n-1) = \{y(n-p), y(n-p+1), \dots, y(n-1)\}^T \quad (3.8)$$

La valeur à prédire est $y(n)$. La sortie du modèle est l'estimée de $y(n)$. A chaque période, le vecteur d'entée et $y(n)$ sont actualisés par décalage de la fenêtre temporelle d'entrée un pas en avant. Au même temps les poids du prédicteur sont ajustés par l'algorithme d'apprentissage spécifique. Si le signal est plus au moins stationnaire les poids ne changent presque pas après avoir convergés. Si le signal originaire est non stationnaire, les poids continuent d'être ajustés pendant toute la période de traitement. Quant au réseau PRNN, ces étapes sont appliquées sur tous les modules RNN au même temps par la manière décrite dans le chapitre 2.

La sortie du filtre blanchissant est la différence entre $y(n)$ et son estimée. Cette différence (erreur) contient les segments du signal ECG original mal prédit par le modèle (i.e. les complexes QRS). Comme nous avons mentionnés précédemment, un filtrage adapté permet l'amélioration du rapport signal sur bruit. L'approche courante est de passer l'erreur résiduelle directement sans aucune modification à travers le filtre adapté.

La sortie du filtre adapté est donnée par la relation suivante :

$$y_a(n) = \sum_i^L QRS_i \cdot y_{bl}(n-i) \quad (3.09)$$

- $y_a(n)$ désigne la sortie du filtre adapté.
- QRS_i désigne la modèle type du complexe QRS.
- $y_{bl}(n)$ signal de la sortie du filtre blanchissant (i.e. erreur résiduelle).

Nous avons proposé dans notre travail, d'élever au carré l'erreur du filtre blanchissant avant l'opération de filtrage adapté. La figure 3.9 illustre le diagramme final qu'on utilise dans notre travail. Cette technique a montrée une grande efficacité vue la qualité du rapport signal sur bruit.

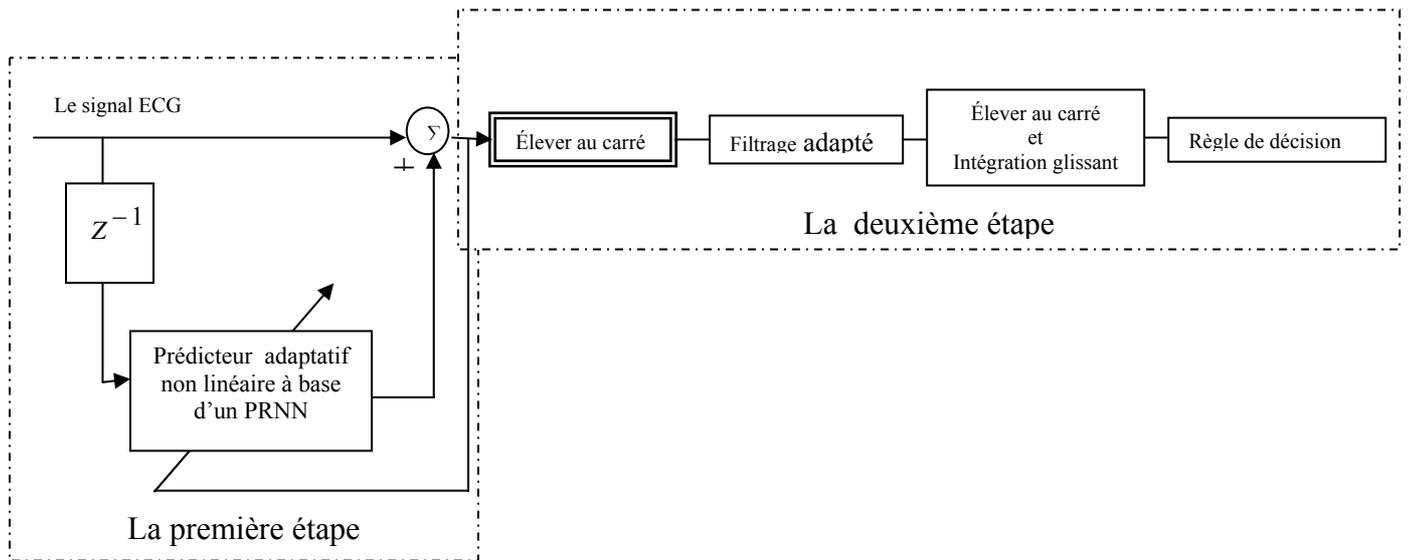


Figure 3.9. Diagramme complet du filtre adapté adaptatif non linéaire.

Les figures suivantes montrent les résultats obtenus du filtrage adapté avant et après avoir élevé au carré du signal erreur.

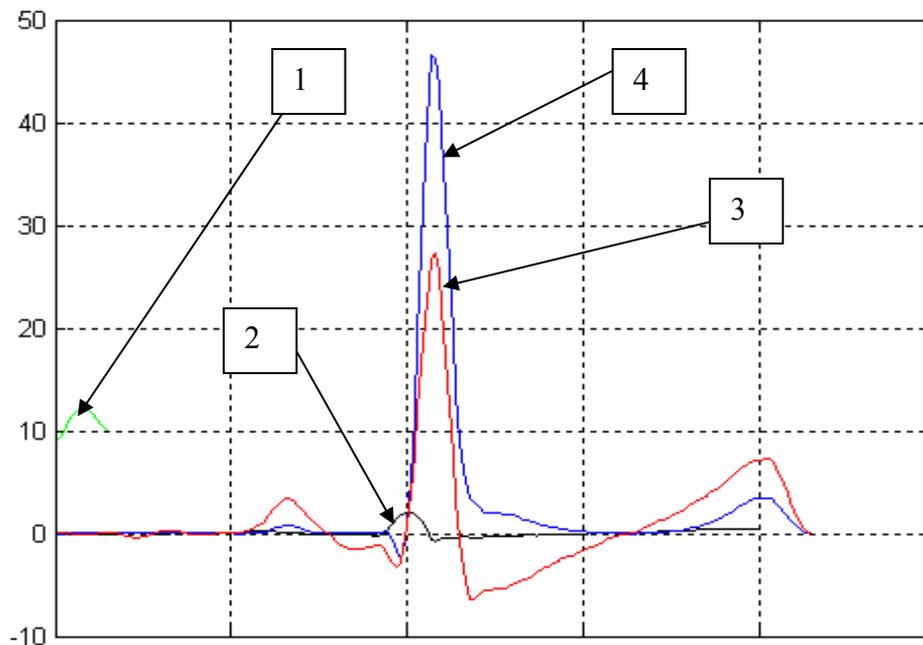


Figure 3.10. Résultat du filtrage adapté avant et après l'élevation au carré du signal filtré.

(1) le modèle type QRS. (2) Signal d'un battement de cœur filtré. (3) Signal résultant de la convolution de (1) avec (2). (4) Signal résultant de la convolution de (1) avec (2) après avoir élevé le signal (2) au carré.

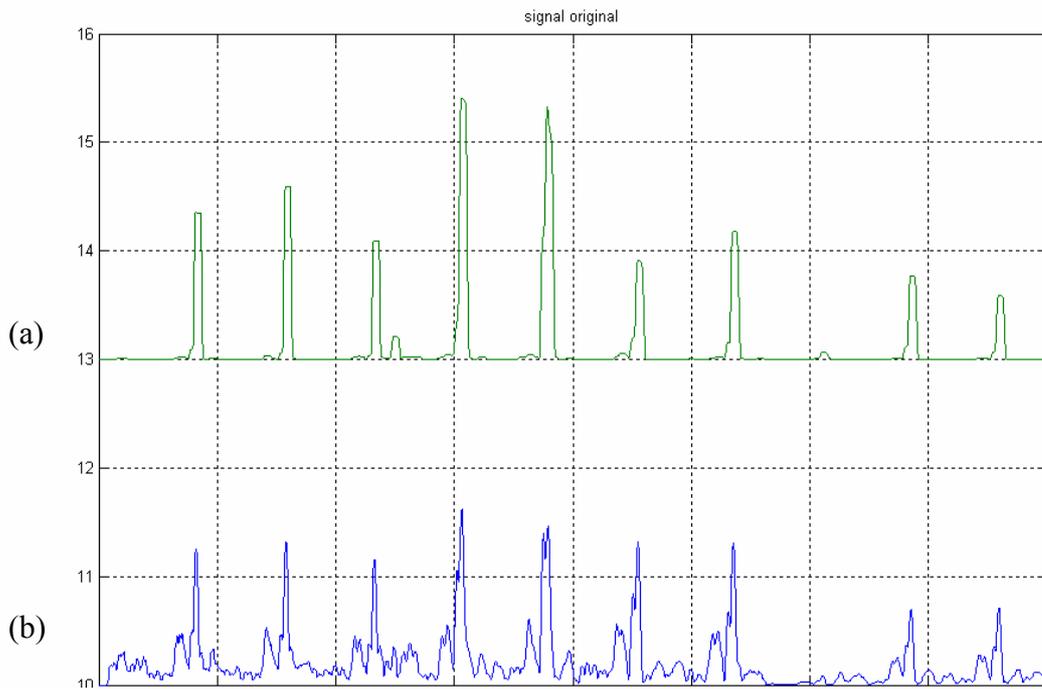


Figure 3.11. Résultat du filtrage adapté sur un segment du fichier 108 de MIT/BIH après avoir élevé l'erreur résiduelle au carré. (a) Signal de sortie de la 2^{ème} étape après élévation au carré de l'erreur. (b) Sortie du 2^{ème} étapes sans l'élévation au carré de l'erreur résiduelle du filtre blanchissant.

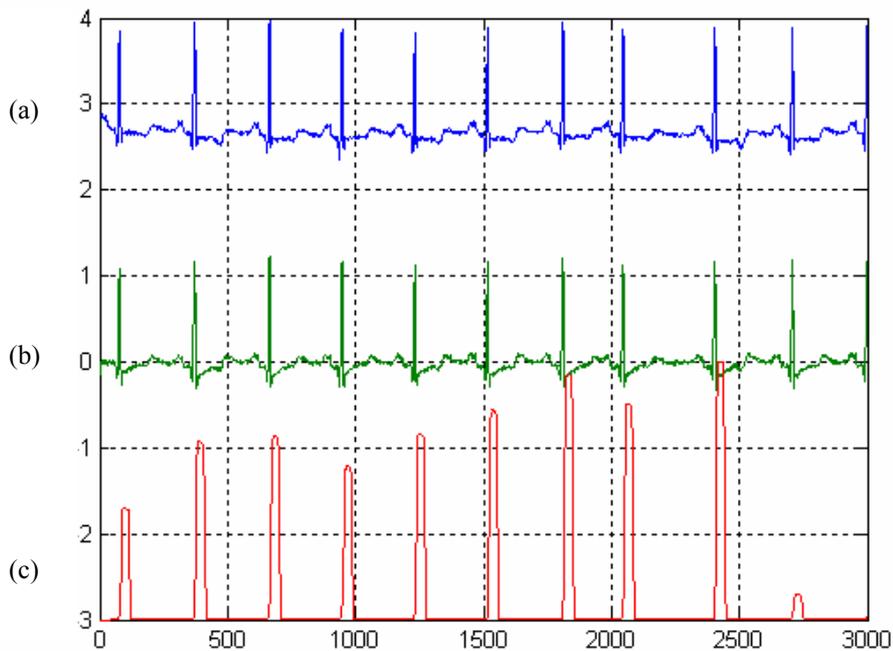


Figure 3.12. Résultat du filtrage adapté adaptatif sur le fichier 100 de MIT/BIH. (a) Signal ECG original. (b) Filtrage blanchissant à base PRNN. (c) signal à tester.

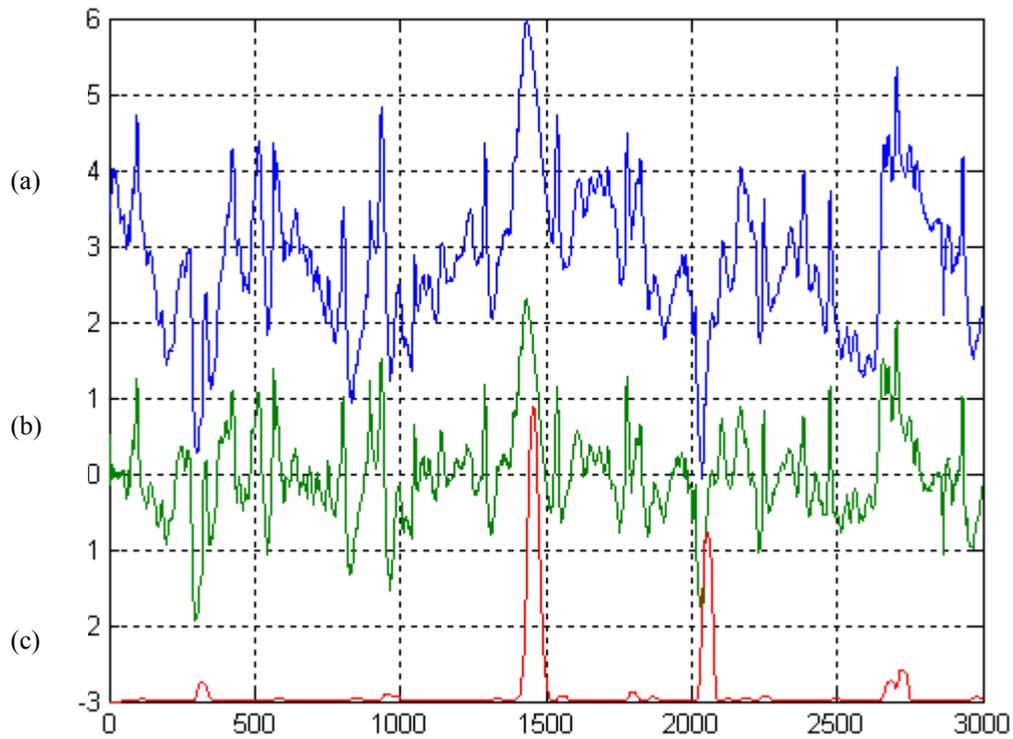


Figure 3.13. Résultat du filtrage adapté adaptatif sur le fichier 105 de MIT/BIH. (a) Signal ECG original. (b) Filtrage blanchissant à base PRNN. (c) signal à tester.

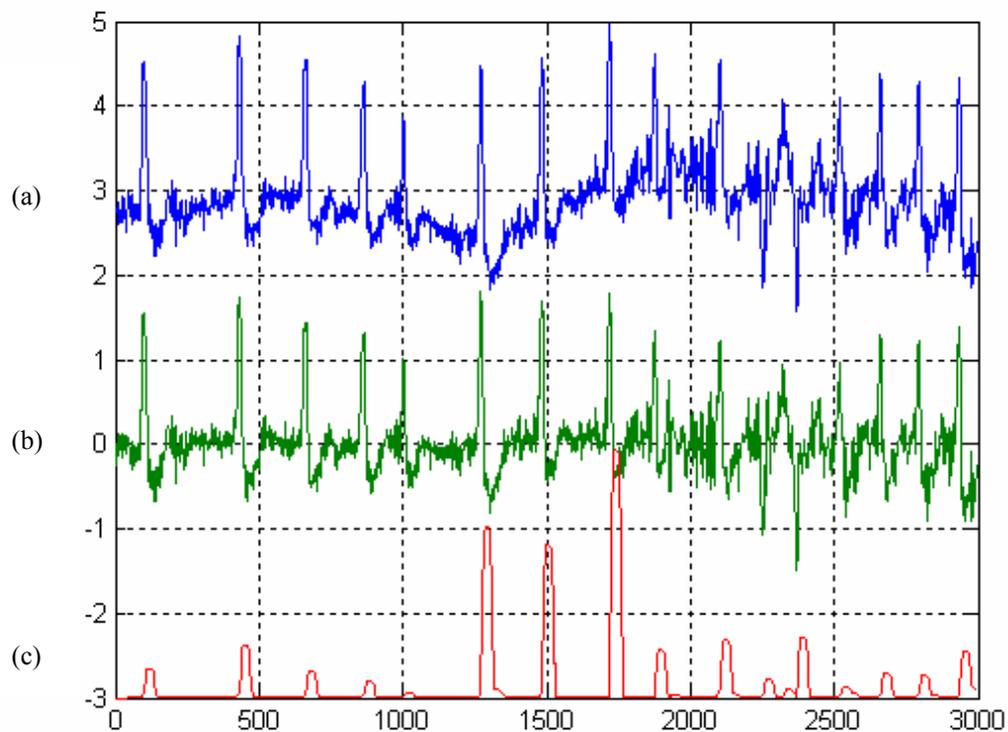


Figure 3.14. Résultat du filtrage adapté adaptatif sur le fichier 203 de MIT/BIH. (a) Signal ECG original. (b) Filtrage blanchissant à base PRNN. (c) signal à tester.

5.1 Détection des pics et règle de décision

La sortie du filtre adapté subit deux opérations successives. Elles consistent à l'élévation au carré puis à l'application d'une fenêtre d'intégration glissante.

Nous avons développé un algorithme de détection et de décision qui consiste d'une étape d'apprentissage automatisée pendant un segment de 1024 échantillons. À travers laquelle on va initier les valeurs des seuils et de l'intervalle RR. Ces deux paramètres subissent des ajustements permanents au cours de la phase de détection. Cela permet une manipulation adéquate de la non stationnarité et de la non linéarité du bruit et une souplesse vis-à-vis le changement brusque du rythme cardiaque.

- Ajustement des seuils

Deux seuils sont utilisées dans notre algorithme, un pour tester les pics du signal filtré et le deuxième seuil pour tester les pics du signal de la sortie de la fenêtre intégratrice ce qui permet une détection sûre et efficace et d'éviter les fausses alarmes (FP).

Il est possible d'utiliser un seuil fixe et de faible valeur à cause de la forte valeur du rapport signal sur bruit, minimisant ainsi les non détection (FN).

Le seuil appliqué sur le signal de la sortie de la fenêtre intégratrice est calculé par la relation suivante :

$$spk = 0.125x + 0.875spk \quad (3.10)$$

Où x représente le pic candidat d'être complexe QRS, et spk désigne l'estimée courante du pic du signal.

$$spkn = 0.125xn + 0.875spkn \quad (3.11)$$

Où xn représente un candidat qui n'est pas justifié d'être un complexe QRS, et $spkn$ désigne l'estimée du pic du bruit.

$$seuil = spkn + 0.25(spkn - spkn) \quad (3.12)$$

Par la même méthode on calcule le seuil à appliquer sur le signal sortant du filtre blanchissant (le signal filtré):

$$seuil_f = spkfn + 0.25(sp_kf - spkfn) \quad (3.12)$$

- Ajustement des intervalles RR

Quant à l'intervalle RR, on va utiliser deux intervalles. Le premier est la moyenne des huit nouveaux intervalles.

$$RR_{average1} = 0.125 * (RR_{n-7} + RR_{n-6} + \dots + RR_n) \quad (3.13)$$

Où RR_n est le nouvel intervalle calculé.

L'autre est la moyenne des huit nouveaux intervalles qui ont la valeur comprise entre deux limites bien définies.

$$RR_{average2} = 0.125 * (RR'_{n-7} + RR'_{n-6} + \dots + RR'_n) \quad (3.14)$$

Où RR'_n est le nouveau intervalle qui a la valeur comprise entre les deux limites suivantes :

$$RR_{low} = 92\%RR_{average1} \quad \text{et} \quad RR_{high} = 1.66\%RR_{average1} \quad (3.15)$$

$$RR_{Max} = 166\%RR_{average2} \quad (3.16)$$

Si aucun complexe QRS n'est détecté pendant l'intervalle RR_{Max} , le pic maximal trouvé dans le segment désigné est considéré d'être un complexe QRS.

6. Evaluation des performances

On utilise la base de donnée arrhythmia MIT/BIH (Massachusetts Institute of Technologie/Beth Israel Hospital) pour évaluer les performances des détecteurs du complexe QRS. Cette base de donnée est constituée de 48 enregistrements. Le signal ECG contenu dans ces fichiers est échantillonné à une fréquence de 360 Hz. Chaque enregistrement contient 30 minutes du signal ECG. Ces fichiers sont accompagnés par d'autres fichiers

d'annotation contenant les instants d'occurrences des ondes QRS et le type de battement cardiaque (battement sinusal, battement prématurés d'origine auriculaire, jonctionnelle ou ventriculaire,...). On compare ces instants avec les instants délivrés par le détecteur afin de valider sa performance. On parle une fausse détection (FN : false negative) si le détecteur signale la présence d'un complexe en dehors de son intervalle, et non détection si le détecteur rate un complexe QRS pendant son intervalle (FP : false positive).

Dans les deux tableaux suivants, nous avons établi une comparaison entre les résultats obtenus par l'application de notre algorithme sur les fichiers d'arrhythmia MIT/BIH avec les résultats mentionnés par Xue, et Tompkins [21]. Qui utilisent les réseaux PMC, afin d'éviter toutes influences.

Tableau 3.1. Résultats de l'évaluation sur le fichier 105 de la base de donnée MIT/BIH.

Algorithme	Nombre de battements	FP	FN	Total	Pourcentage
Xue et Tompkins	2572	10	4	14	0.50%
Notre Algorithme	2572	20	15	35	1.36%

Tableau 3.2. Résultats de l'évaluation sur le fichier 108 de la base de donnée MIT/BIH.

Algorithme	Nombre de battements	FP	FN	Total	Pourcentage
Xue et Tompkins	1763	25	16	41	2.32%
Notre Algorithme	1763	13	11	24	1.36%

Comentaire :

Malgré que notre algorithme ne contienne pas un module qui vérifie les FP dues aux ondes T de grande amplitude, il a donné des bons résultats.

Le taux faible de l'erreur de détection est la conséquence directe de la forte valeur signal sur bruit.

L'application de notre algorithme sur les fichiers d'arrhythmia MIT/BIH, a donné les résultats tabulés dans le tableau 3.3.

7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé un algorithme de détection du complexe QRS basé sur les réseaux de neurones. Les résultats obtenus, après son application sur les fichiers de la base de données de MIT/BIH, sont excellents et nous encourage pour son amélioration. Quant au filtrage blanchissant, les deux réseaux, PMC et PRNN présentent presque les mêmes performances. Il est à noter que le réseau PMC est plus rapide que le réseau PRNN, par contre ce dernier présente une meilleure stabilité que le PMC.

Tableau 3.3. Résultats d'évaluation de l'algorithme de détectons basé sur les réseaux PRNN.

Enregistrement N°	Nbr total de battements	False positive	False négatifs	Failed detection beats	Failed Détection ratio
100	2273	0	0	0	0,00%
101	1865	2	1	3	0,16%
102	2187	0	1	1	0,05%
103	2084	1	1	2	0,10%
104	2230	4	3	7	0,31%
105	2572	20	15	35	1,36%
106	2026	15	18	33	1,63%
107	2137	3	0	3	0,14%
108	1760	13	11	24	1,36%
109	2531	0	0	0	0%
111	2124	0	0	0	0,00%
112	2539	1	0	1	0,04%
113					
114					
115					
116	2412	4	8	12	0,50%
117					
118					
119					
121					
122					
123					
124					
200					
201					
202					
203					
205					
207					
208					
209					
210					
212					
213					
214					
215					
217					
219					
220					
221					
222					
223					
228					
230					
231					
232					
233					
234					

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Dans notre travail mené tout au long de ce mémoire, nous avons abordé le problème d'analyse et de modélisation non linéaire du signal électrocardiogramme.

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. Une petite brèche a été ouverte sur le signal ECG de Holter qui sera l'objet de notre travail.

Dans le deuxième chapitre nous avons traité le domaine des réseaux de neurones qui seront notre partenaire primordial pour le traitement du signal ECG. Leur capacité d'adaptation à l'environnement non linéaire et leur puissance d'approximation ont permis leur application avec succès dans beaucoup de domaines très complexes. Nous avons effectué une comparaison entre les réseaux multicouche (PMC) dans la catégorie statique et les réseaux PRNN dans la catégorie dynamique dans le contexte de la prédiction et le filtrage blanchissant. Ces réseaux ont eu un apprentissage en ligne, i.e., les poids de ces réseaux continuent à avoir des ajustements pendant toute l'opération de traitement. Pour les réseaux PMC l'algorithme de retropropagation de l'erreur est utilisé pour leur apprentissage. Les réseaux PRNN ont eu leur apprentissage avec l'algorithme RTRL. Les réseaux PRNN sont utilisés en cascade avec des filtres TDL pour accomplir la tâche qui lui a été confiée. Les poids du filtre TDL sont ajustés avec la méthode des moindres carrés LMS.

La détection du complexe QRS constitue l'élément clé de l'analyse du signal ECG. Une fois détecté beaucoup d'informations qui seront utilisées pour des fins diagnostiques, peuvent être décelées et différents traitements supplémentaires peuvent être appliqués. Nous avons consacré le troisième chapitre pour présenter notre algorithme de détection de l'onde R. ces détecteurs sont, en général, composés de deux étapes, l'étape de prétraitement et l'étape de la détection des pics et règle de décision. L'utilisation des filtres blanchissants basés sur les réseaux de neurones dans l'étape de prétraitement, a pour but le rejet du bruit et sont utilisés en cascade avec des filtres adaptés en vue d'améliorer la qualité du rapport signal sur bruit. Dans l'étape de détection des pics et règle de décision, nous avons utilisé un algorithme de

détection avec des seuils adaptatifs ayant de faibles valeurs , ce qui a permis l'amélioration de la fiabilité de détection des complexe QRS. On a utilisé pour la première fois, les réseaux dynamiques PRNN pour le traitement du signal ECG. Une comparaison entre ceux-ci et les réseaux PMC a été effectuée pour voir les avantages et les limites de l'un par rapport à l'autre. De plus, nous avons amélioré le rapport signal sur bruit en proposant d'élever au carré le signal de la sortie du filtre blanchissant avant l'opération de filtrage adapté proprement dit. Finalement, nous avons exposé les résultats des tests effectués sur les signaux de la base MIT/BIH.

Il est bien évident que l'algorithme développé dans ce travail peut avoir beaucoup d'amélioration, on introduisant des techniques nouvelles tel que la validation du complexe QRS par sa morphologie, l'utilisation de d'autres architectures neuronales, les transformés en ondelettes, l'apprentissage basé sur les algorithmes génétiques et l'algorithme de Levenberg–Marquardt,..., etc.

Nous envisageons de réaliser la compression du signal ECG qui nécessite une détection faible du complexe QRS. Cette tâche nous encourage pleinement du fait que la prédiction du signal ECG basé sur les réseaux PRNN est meilleure.

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1. Cœur.....	4
Figure 1.2. Propagation des stimuli cardiaques	5
Figure 1.3.Principe de fonctionnement de l'ECG	7
Figure 1.5. L'onde électrique d'un battement de cœur.	9
Figure 1.6. Différents intervalles dans l'ECG.....	11
Figure 2.1. Neurone artificiel.....	14
Figure 2.2. Différents fonctions d'activations.....	15
Figure 2.3. Réseau de Jordan.....	16
Figure 2.4. Réseau de Elman.....	17
Figure 2.5. Réseaux PRNN.....	17
Figure 2.6. Réseaux PRNN.....	18
Figure 2.7. Réseau multicouche.....	25
Figure 2.8. Réseau TDL.....	28
Figure 3.1. Signal d'un battement cardiaque.....	29
Figure 3.2. Structure commun des détecteurs QRS.	30
Figure 3.3. Filtre blanchissant à base d'un PMC.....	35
Figure 3.4. Schéma en bloque du predicteur à base d'un PRNN.....	37
Figure 3.5. Relation entre espaces de transformation des signaux du PRNN et TDL [1]...	38
Figure 3.6. Filtre blanchissant à base du PRNN.	39
Figure 3.7. Résultat du filtrage blanchissant par PMC et PRNN du fichier 203 de MIT/BIM	40
Figure 3.8. Résultat du filtrage blanchissant par PMC et PRNN du fichier 106 de MIT/BIH.	40
Figure 3.9. Diagramme complet du filtre adapté adaptatif non linéaire.....	43

Figure 3.10. Résultat du filtrage adapté avant et après l'élévation au carré du signal filtré.....	43
Figure 3.11. Résultat du filtrage adapté sur un segment du fichier 108 de MIT/BIH après avoir élevé l'erreur résiduelle au carré.....	44
Figure 3.12. Résultat du filtrage adapté adaptatif sur le fichier 100 de MIT/BIH.....	44
Figure 3.13. Résultat du filtrage adapté adaptatif sur le fichier 105 de MIT/BIH.....	45
Figure 3.14. Résultat du filtrage adapté adaptatif sur le fichier 203 de MIT/BIH.....	45

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1. Résultats de l'évaluation sur le fichier 105 de la base de donnée MIT/BIH.....	48
Tableau 3.2. Résultats de l'évaluation sur le fichier 108 de la base de donnée MIT/BIH.....	48
Tableau 3.3. Résultats d'évaluation de l'algorithme de détectons basé sur les réseaux PRNN	50

Références

- [1] A.D. Waller, “A demonstration on man of electromotive changes accompanying the heart beat “, *in : Physiol.* 8, 229-234, 1887.
- [2] I.E.W.Einthoven : “The man. The string galvanometer electrocardiograph”, *in : Arch. Intern. Med.*, 148, 453-455, 1988.
- [3] C. Fisch, “The clinical electrocardiogram”, A classic, *in: Circulation* 62 (Suppl. III), 1-4, 1980.
- [4] H.J.J. Wellens, “The electrocardiogram 80 years after Einthoven”, *in : J. Am. Coll. Cardiol.* Vol.07, pp. 484-491, 1986.
- [5] D.M. Krikler, “Electrocardiography then and now. Where next?”, *in Br. Heart J.* 57, 113.
- [6] J. A. Feldman, D. H. Ballard,. “Connectionist models and their properties. Cognitive Science”, vol. 6, pp. 205-254, 1982.
- [7] J.F. Jodouin, *Les réseaux neuromimétiques modèles et applications*, Hermès Paris, 1994.
- [8] S. Haykin and L. Li, “Nonlinear adaptive prediction of no stationary signals,” *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 43, pp. 526–535, 1995.
- [9] J. Baltersee and J. A. Chambers, “Nonlinear adaptive prediction of speech signals using a pipelined recurrent neural network,” *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 46, pp. 2207–2216, 1998.
- [10] Minsky & Papert. S, *Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry*.

-
- The MIT Press, 1969.
- [11] R.P. Lippmann, "An introduction to computing with neural nets." *IEEE ASSP Mag.*, PP.4-22, Apr.1987.
- [12] B.U.Kohler, C.Hennig, R.Orglmeister, "The principles of QRS Detection," in *IEEE engineering in medicine and biology*, 0739-5175, January/February 2002.
- [13] M.L. Ahlstrom and W.J. Tompkins, "Automated high-speed analysis of holter tapes with microcomputers," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 30, pp. 651-657, Oct. 1983.
- [14] J. Fraden and M.R. Neumann, "QRS wave detection," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 18, pp.125-132, 1980.
- [15] W.P. Holsinger, K.M. Kempner, and M.H. Miller, "A QRS preprocessor based on digital differentiation," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 18, pp. 121-217, May 1971
- [16] Y. Ferdi, J.P. Herbeuval, A. Charef, B. Boucheham, "R wave detection using fractional digital differentiation," in *ITBM-RBM*, Vol. 24, no. 5, pp. 273-280(8), December 2003.
- [17] M. Okada, "A digital filter for the QRS complex detection," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 26, pp. 700-703, Dec. 1979.
- [18] S. Mallat and W.L. Hwang, "Singularity detection and processing with wavelets," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 38, pp. 617-643, 1992.
- [19] Li C, Zheng C, Tai C, "Detection of ECG characteristic points using wavelet Transforms," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 42, pp. 21-28. 1995
- [20] M. Bahoura, M. Hassani, and M. Hubin, "DSP implementation of wavelet transform for real time ECG wave forms detection and heart rate analysis," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 52, no. 1, pp. 35-44, 1997.
- [21] Q. Xue, Y. H. Hu, and W. J. Tompkins, "Neural-network-based adaptive matched

-
- filtering for QRS detection,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 39, pp. 317-329, 1992.
- [22] Y.H. Hu, W.J. Tompkins, J.L. Urrusti, and V.X. Afonso, “Applications of artificial Neural networks for ECG signal detection and classification,” *J. Electrocardiology*, vol. 26 (Suppl.), pp. 66-73, 1993.
- [23] G. Vijaya, V. Kumar, and H.K. Verma, “ANN-based QRS-complex analysis of ECG,” *J. Med. Eng. Technol.*, vol. 22, no. 4, pp. 160-167, 1998.
- [24] Z. Dokur, T. Olmez, E. Yazgan, and O.K. Ersoy, “Detection of ECG waveforms by Neural networks,” *Med. Eng. Phys.*, vol. 19, no. 8, pp. 738-741, 1997.
- [25] D.A. Coast, R.M. Stern, G.G. Cano, and S.A.Briller, “An approach to cardiac arrhythmia analysis using hidden Markov models,” *IEEE Trans.Biomed. Eng.*,vol. 37, pp. 826-836, 1990.
- [26] S.K. Zhou, J.-T. Wang, and J.-R. Xu, “The real-time detection of QRS-complex using the envelop of ECG,” in *Proc. 10th Annu. Int. Conf., IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, New Orleans, LA, p. 38, 1988.
- [27] R. Poli, S. Cagnoni, and G. Valli, “Genetic design of optimum linear and nonlinear QRS detectors,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 42, pp. 1137-1141, 1995.
- [28] Q.Z. Xue, Y. H. Hu, and W. J. Tompkins, “Analysis of hidden units of back-propagation model by singular value decomposition (SVD),” in *proc, Int. Con. Neural Network*, Vol, I, pp, 1739-1742,1990.

Résumé

La détection du complexe QRS présente un intérêt majeur dans le diagnostic pathologique et le traitement ultérieur du signal ECG. Une fois détecté, nous pouvons calculer la fréquence cardiaque, repérer les ondes P et T, étudier la morphologie de ces ondes, compresser le signal ECG, ..., etc.

Le signal Electrocardiogramme (ECG) est un signal non stationnaire et non linéaire généré par un système non linéaire ; le cœur. Sa modélisation nécessite des techniques non linéaires. Nous avons utilisé dans ce mémoire les réseaux de neurones pour l'analyse et la modélisation de ce signal et l'objectif est de réaliser un détecteur des complexes QRS basé sur un filtrage adapté adaptatif non linéaire .

Une comparaison entre les réseaux statiques (PMC) et les réseaux dynamiques (PRNN) employés comme prédicteurs, est établie dans le but de connaître les avantages et les limites de l'un par rapport à l'autre. Nous avons amélioré substantiellement le rapport signal sur bruit par une technique utilisant le carré de l'erreur et dont la conséquence directe est un taux d'erreur de détection du complexe QRS faible.

Mots clés : ECG, PRNN, PMC, prédiction, détection, modélisation, filtrage adapté.

Abstract

The QRS complex detection provides enough information that can be used for pathological diagnosis and future ECG signal processing and analysis. After its detection, we can calculate the heart rate, locate the P and T waves, study their morphological structure, compress the ECG signal, etc.

The ECG signal is a nonlinear and non stationary signal, generated from a nonlinear system, i.e., the heart. Its modeling requires nonlinear approaches. We have used in this work recurrent neural networks to analyse and model this signal in order to design a QRS detector based on adaptive matched filtering.

We have established a comparison between MLP and PRNN neural networks used as predictors. We have also improved signal to noise ratio by squaring the residual error before matched filtering, a low rate of false detection is obtained.

ملخص

إن عملية الكشف عن موجة QRS المركبة تمثل عامل أساسيا و هاما في عملية الكشف عن حالة القلب الصحية، كما أنها تدخل في عملية دراسة و تحليل إشارة تخطيط كهربائية القلب (ECG). بعد تحديدها ، نستطيع حساب معدل نبض القلب ، تحديد الموجات P و T ، دراسة هيئة شكلية، ضغط إشارة تخطيط كهربائية القلب (ECG)،... الخ.

إن إشارة تخطيط كهربائية القلب (ECG) هي إشارة غير خطية، مصدرها نظام غير خطي؛ القلب. قولته تحتاج إلى طرق غير خطية. لقد استعملنا في هذه المذكرة نظام الشبكات العصبونية التراجعية من أجل دراسة و قولبة هذه الإشارة و الغاية من ذلك إنشاء نظام الكشف عن نبضات QRS المركبة يعتمد أساسا على مرشحات التعديل الذاتي.

قمنا بعملية مقارنة بين الشبكتين العصبونيتين MLP و PRNN المستعملين في إطار التنبؤ. كما أننا قمنا بتحسين نسبة الإشارة إلى الخطأ و ذلك بتربيع الخطأ الصادر عن مرشحة التبييض مما أدى إلى تخفيض معدل الخطأ في الكشف عن الموجة QRS المركبة.