

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Mentouri, Constantine
Faculté des Sciences de l'Ingénieur
Département d'Electronique

Mémoire de Magister

Présenté par :

Mr. Amar HODNI

Option :

Traitement du Signal

Thème :

ANALYSE DU SIGNAL ECG PAR RESEAUX DE NEURONES RECURRENTS

Soutenu le : 08 /12/2009

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 2009

Remercîment

Au moment où on achève ce travail, je remercie Allah tout puissant qui m'a donné la force et la volonté pour finir ce mémoire magistère.

J'adresse mes grands remerciements au Pr. Abdelhak BENNIA pour avoir accepté de m'encadrer et pour m'avoir fait profiter de son expérience pour la confiance qu'il m'a accordée, ses encouragements et ses précieux conseils.

Je remercie les membres du jury : monsieur Charef, monsieur Khamadja et madame Mansouri qui ont accepté de juger mon mémoire, l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail et la rapidité avec laquelle ils ont lu le manuscrit.

Mes parents m'ont toujours soutenu dans mes études. Je les en remercie Je voudrais remercier ma mère mon père et mes frères et soeurs.

Je remercie tous mes amis.

Je tiens aussi à remercier, tous ceux qui m'ont enseigné durant toutes mes années d'études.

Résumé :

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

Table des matières.

Table des matières :

<i>Introduction générale</i>	1
<i>Chapitre I : Le cœur et l'électrocardiographie</i>	3
1. Introduction.....	3
2. Le cœur.....	3
2.1. Anatomie.....	3
2.2 Origine et propagation de l'activité électrique cardiaque du cœur.....	4
2.3 Propagation de l'excitation électrique.....	5
3. Electrocardiographie.....	6
4. Tracé électrique du cœur.....	7
5. Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme.....	11
6. Troubles du rythme et de la conduction cardiaque.....	14
7. Diagnostic des arythmies	19
8. Conclusion.....	21
<i>Chapitre II : Détection du complexe QRS par réseau de neurones RRBF</i>	22
1. Introduction.....	22
2. Historique	22
3. réseaux de neurones récurrents et dynamique	24
4. Principales architectures de réseaux récurrents.....	26
4.1 Architecture de Jordan.....	26
4.2 Architecture d'Elman	27
4.3 Architecture de Moakes	28
4.4 Architecture de M.W. Mak	29
4.5 Architecture de Miyoshi.....	30
4.6 L'architecture R2BF.....	31
4.7 Architecture DGNN	33
5 Algorithmes d'apprentissage pour réseaux récurrents.....	33
5.1 Fixed Point Learning	33
5.2. Rétropropagation récurrente	33
5.3 Trajectory Learning	34
5.4 Rétropropagation dans le temps.....	34
5.5 Le RTRL (Real Time Recurrent Learning).....	35

6. Réseaux de neurones Récurrents à Fonctions de base Radiales (RRBF)...	35
7. Application à la détection du QRS du signal ECG.....	37
7.1 Structure des détecteurs du complexe QRS	38
7.2 Algorithmes de détection existants	38
7.3 Comparaison de détecteurs de QRS	39
7.4 Méthode adoptée.....	39
7.4.1 Prédicateur basée sur réseau RRBF.....	41
7.4.2 Matched filter	44
7.4.3 Transformation non linéaire	44
7.4.4 Filtre à moyenne glissante	45
7.4.5 Seuillage.....	45
8. résultats et discussions	46
8.1 Application de l'algorithme	47
8.2 Résultats de la détection	51
8.3 Comparaison des résultats	54
9. Conclusion	55
Chapitre III : modélisation du rythme cardiaque.....	56
1. Introduction.....	56
2. Chaîne de traitement des signaux ECG	57
3. Filtrage de l'ECG.....	57
3.1 Filtrage de la dérive de la ligne de base.....	58
3.2 Filtrage par seuillage des coefficients d'ondelettes.....	62
4. Analyse du rythme cardiaque	66
4.1. Fréquence de battement	67
4.2 Modélisation du rythme cardiaque par réseaux de neurones récurrents.....	72
7. Conclusion.....	75
Conclusion générale.....	76
Bibliographie.....	77

Introduction générale.

INTRODUCTION GENERALE :

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

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

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

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

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

préalable à toute analyse du signal ECG est la *détection des ondes R* : l'onde ventriculaire qui est l'onde de plus haute amplitude de chaque battement. On terminera par utiliser un réseau récurrent qui est le RRBF pour développer un algorithme de détection de ce complexe important à l'analyse de l'ECG.

Dans le trois chapitre on va voir le traitement de l'ECG, le filtrage des différents artefacts qui viennent fausser le diagnostique l'extraction du signal du rythme important pour le diagnostic automatique et appliquer de nouveau les réseaux récurrents pour faire la modélisation de ce dernier.

*Chapitre 1 : Le cœur et
l'électrocardiographie.*

1. Introduction :

Nous présentons dans ce chapitre le fonctionnement général du système cardiovasculaire, du tissu cardiaque ainsi que les processus de propagation de l'influx cardiaque. Puis l'électrocardiographie, qui permet d'obtenir une image de l'activité électrique cardiaque, est détaillée. Enfin, les troubles du rythme et de la conduction sont décrits ainsi que les différents types de bruit.

2. Le cœur:

Le cœur est l'élément central du système cardiovasculaire. Il sert de moteur au système de circulation sanguine, il bat avec une fréquence de soixante à quatre vingt battements par minute chez un adulte en bonne santé. Chaque battement fait avancer un volume de 70 ml de sang [1].

2.1 Anatomie :

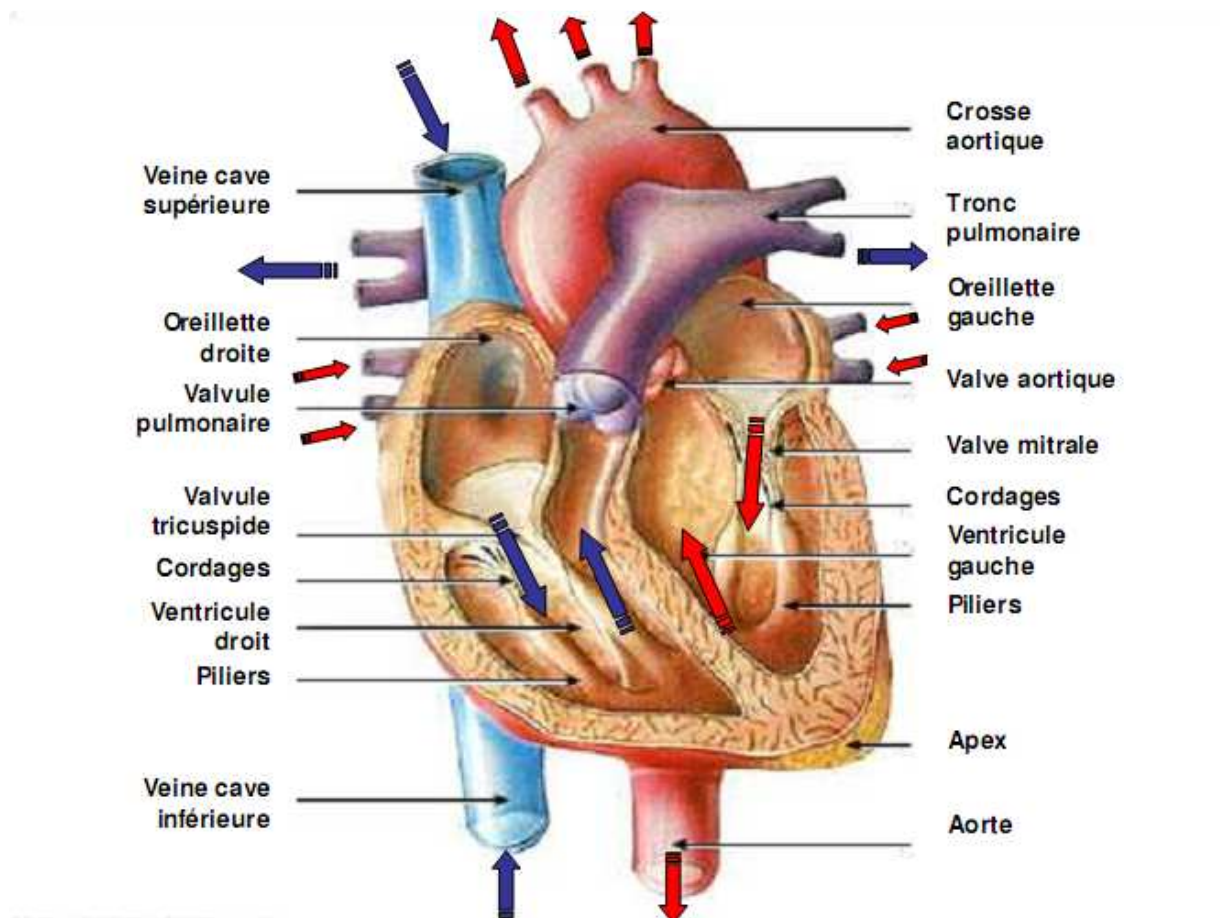


Figure 1.1 : Anatomie du cœur humain

Le cœur propulse le sang grâce aux contractions de son tissu musculaire appelé myocarde. Il est séparé en deux par une épaisse cloison. Chaque côté (le cœur gauche et le cœur droit) est composé de deux cavités : une oreillette et un ventricule reliés entre eux par une valve à sens unique. L'oreillette droite récupère le sang pauvre en oxygène (flèches continues) de la veine cave supérieure et inférieure, et le propulse par contraction de son tissu dans le ventricule droit. A son tour il se contracte et envoie le sang dans les poumons où il est chargé en oxygène. Le sang revient au cœur dans l'oreillette gauche, puis passe dans le ventricule gauche et est envoyé vers les organes dans le réseau artériel (flèches pointillées).

2.2 Origine et propagation de l'activité électrique cardiaque du cœur :

Le cœur comporte un réseau intrinsèque de cellules conductrices qui produisent et propagent des impulsions électriques, ainsi que des cellules qui répondent à ces impulsions par une contraction. Une excitation qui naît dans le nœud sinusal conduit à une contraction complète des deux oreillettes et des deux ventricules. Pendant la période d'activité (systole) et de repos (diastole) les cellules cardiaques sont le siège d'une suite complexe d'événements électriques membranaires et intracellulaires, qui sont à l'origine de cette contraction.

Chaque cellule cardiaque contient différents ions, parmi lesquels les plus importants sont le sodium (Na^+), le potassium (K^+), le calcium (Ca^{++}) et le chlorure (Cl), qui sont impliqués dans les échanges membranaires. Leurs osmolarités intracellulaire et extracellulaire présentent des valeurs de potentiel électrochimique très différentes, spécifiques à chaque ion. Les gradients des concentrations ioniques sont régis par des mécanismes d'échange à travers des canaux spécifiques de la membrane cellulaire. Les variations de potentiel observées au cours du cycle cardiaque correspondent à des modifications de la perméabilité membranaire pendant les différentes phases de ce cycle.

Au repos, l'intérieur de la membrane cellulaire est chargé négativement par rapport à l'extérieur, qui est pris comme référence. Cette différence de potentiel (potentiel de repos cellulaire) possède une valeur voisine de -90 [mV] pour les cellules ventriculaires, et dépend des concentrations ioniques dans les milieux intracellulaire et extracellulaire.

Quand une impulsion électrique d'amplitude suffisante arrive à une cellule excitable, l'intérieur de cette cellule devient rapidement positif par rapport à l'extérieur, suite au flux d'ions Na^+ allant de l'extérieur vers l'intérieur à travers la membrane (voir figure 1.2). Ce processus est connu sous le nom de dépolarisation cellulaire. Le processus inverse, c'est-à-dire quand la cellule revient à son état de repos, est connu sous le nom de repolarisation cellulaire.

2.3 Propagation de l'excitation électrique :

L'excitation qui est à l'origine du battement cardiaque se forme dans le nœud sinusal. Ce nœud possède des cellules auto-excitables qui constituent un pacemaker naturel et qui permettent de générer des PA à une fréquence de 100 par minute environ. Chaque potentiel d'action du nœud sinusal produit normalement un battement cardiaque, c'est-à-dire que la fréquence des impulsions de ce pacemaker détermine la fréquence des battements. La propagation de l'excitation s'étend à partir de ce point aux deux oreillettes et au nœud auriculo-ventriculaire (AV). Ce nœud est situé en bas de l'oreillette droite et est constitué de cellules qui présentent une conduction électrique lente, ce qui impose à l'onde de propagation un certain retard. Ensuite, l'excitation est transmise au faisceau de His et à ses deux branches. Le faisceau de His est situé dans la partie haute du septum interventriculaire et ses fibres traversent le tissu connectif (non excitable) qui sépare électriquement les oreillettes des ventricules. Enfin, l'excitation électrique aboutit au réseau de Purkinje, qui la conduit au myocarde ventriculaire. Ce réseau représente la continuation du faisceau de His et arrive dans les parois ventriculaires. Le nœud auriculo-ventriculaire et le faisceau de His constituent la seule voie de propagation de l'activité électrique cardiaque entre les oreillettes et les ventricules [19]. Une étude classique sur la propagation de l'excitation électrique dans un cœur humain peut être trouvée dans [25]. Il est à noter que la forme du PA varie selon le tissu considéré, comme nous pouvons le voir sur la figure 1.2.

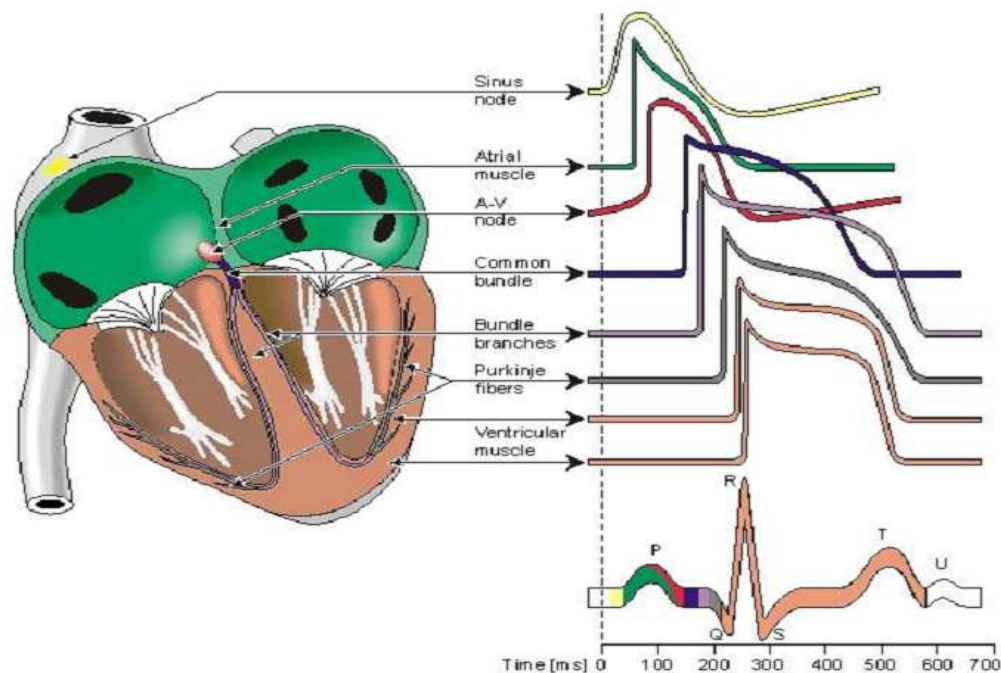


FIGURE 1.2 *Formes de potentiels d'action dans les différentes parties du cœur, et séquence temporelle de la propagation de l'activité électrique cardiaque ; analogie avec les ondes de l'ECG (d'après [MP95])*

3. Electrocardiographie :

Vers 1880, E. Marey et A. Waller montrèrent que l'activité électrique du cœur, découverte quelques années plus tôt, pouvait être suivie à partir de la peau ; et vers 1890, Willem Einthoven [1], réalisa le premier enregistrement cardiographique. Le courant mesuré par des électrodes sur le torse du patient mettait en mouvement un mince fil d'argent tendu entre les pôles d'un gros aimant ; ces déflexions étaient enregistrées sur du papier photographique qui se déroulait face à un rayon lumineux, ainsi naît l'électrocardiogramme à l'aube du 20^e siècle.

« Maintenant, nous pouvons enregistrer l'activité électrique du cœur anormale et la comparer à l'activité normale » (Einthoven).

Le principe de l'enregistrement moderne est, à peu de chose près, celui qui fut proposé par Einthoven : grâce à deux électrodes collées à la surface de la peau, on enregistre la différence de potentiel entre deux points diamétralement opposés par rapport au cœur, ce signal étant directement corrélé au déplacement de l'impulsion électrique dans les fibres du muscle cardiaque. L'activité électrique instantanée peut être définie par un vecteur orienté suivant la différence de potentiel présente dans le cœur, et de module proportionnel à celle-ci. Le couple d'électrodes enregistre à chaque

instant l'amplitude de la projection de ce vecteur suivant leur axe : ainsi, lorsque le vecteur électrique est orienté de l'électrode - à l'électrode +, on observe sur l'enregistreur une déflexion positive, et lorsque le vecteur est orienté en sens inverse, la déflexion est négative.

4. Tracé électrique du cœur :

Le battement cardiaque peut donc être suivi. En effet, chaque phase du battement possède un tracé électrique particulier. Un œil exercé peut donc, dans la plupart des cas, différencier de manière rapide la trace d'une contraction auriculaire du tracé de contraction ventriculaire [1].

Appliquons le principe de l'ECG, expliqué au paragraphe 2, à l'activité électrique d'un battement cardiaque normal : La contraction des oreillettes se traduit sur l'ECG par une onde positive appelée onde P (fig.1.3a). Elle est suivie d'une courte pause correspondant à la temporisation effectuée par le nœud (AV) [1], [2].

La contraction brève et puissante des deux ventricules est représentée par trois ondes : l'onde Q, l'onde R et l'onde S. On parle alors de complexe QRS (fig.1.3b). Q est la première onde négative en début du complexe ; elle n'est pas toujours visible ; l'onde R est la deuxième onde ; elle est positive et de grande amplitude, la troisième étant l'onde S. L'onde T correspond à la re-polarisation des cellules musculaires des ventricules (fig.1.3c). Entre cette onde et l'onde S se situe le segment ST.

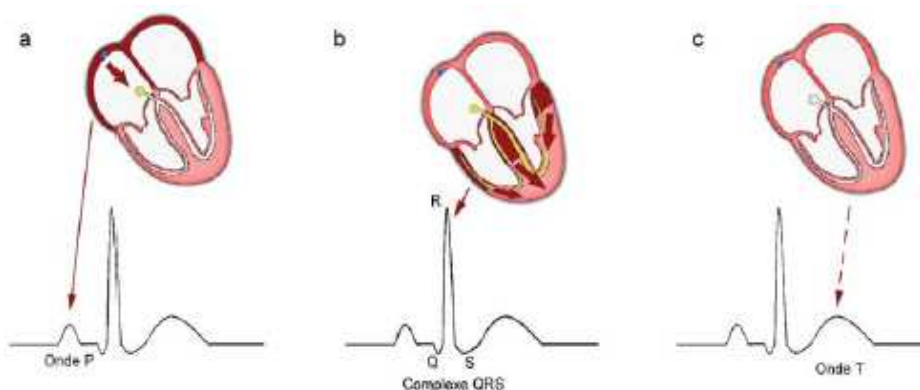


Figure 1.3 : *Tracé électrique du cœur.*

Les processus de dépolarisation et de repolarisation des structures myocardiques se présentent dans l'ECG comme une séquence de déflexions ou ondes superposées à une ligne de potentiel zéro, appelée ligne isoélectrique (fig.1.4). L'ordre et la morphologie de ces ondes dépendent de deux aspects fondamentaux : *i*) la structure anatomique d'initiation de l'impulsion électrique (i.e. le nœud sinusal, une structure jonctionnelle, . . .) et *ii*) la séquence de conduction au travers du myocarde.

Dans le cas physiologique, comme il a déjà été présenté, l'impulsion est initiée dans le nœud sinusal. Le front de dépolarisation auriculaire résultant est représenté dans l'ECG par l'onde P. Cette onde se caractérise au niveau spectral par une composante basse fréquence de faible énergie, qui limite souvent son observation dans plusieurs dérivations ECG, spécialement dans des conditions de bruit. La repolarisation auriculaire est représentée par l'onde T et sa direction est opposée à celle de l'onde P. Généralement l'onde T n'est pas visible dans l'ECG car elle coïncide avec le complexe QRS d'amplitude plus importante. Ce dernier correspond à la dépolarisation ventriculaire et représente la déflexion de plus grande amplitude de l'ECG. Il est constitué de trois ondes consécutives (les ondes Q, R et S) qui sont associées respectivement aux vecteurs moyens d'activations septales, ventriculaires et basales, présentées auparavant. Le processus de repolarisation ventriculaire est reflété par l'onde T. Dans certains cas, une onde, dite onde U, de très basse amplitude peut être observée après l'onde T. Bien que son origine physiologique n'ait pas encore été démontrée, l'onde U (fréquemment observée chez les athlètes) est souvent associée aux processus de repolarisation ventriculaire tardive [2].

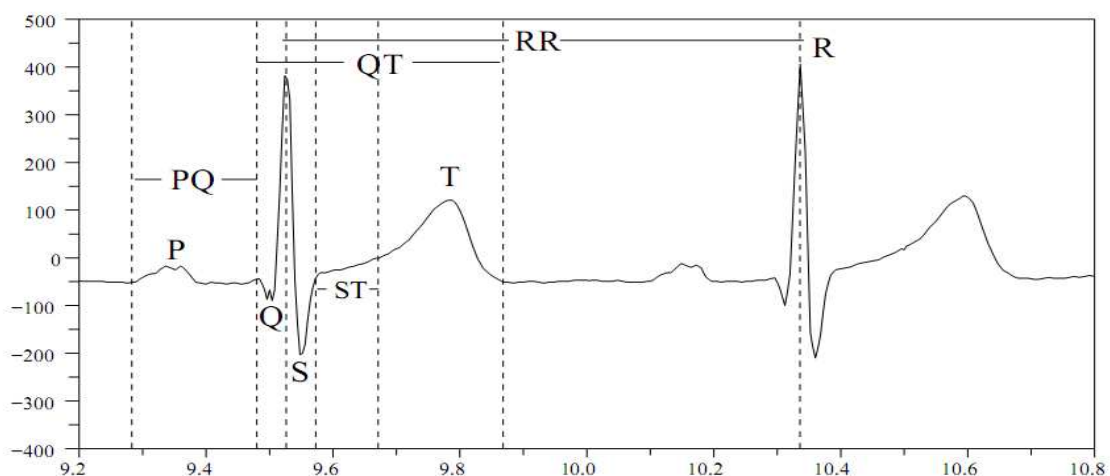


Figure 1.4 : Ondes, intervalles et segments dans l'ECG pour un battement physiologique.

Outre les formes d'ondes, un battement cardiaque est aussi caractérisé par plusieurs segments et intervalles (fig.1.4) :

L'intervalle PR : il est mesuré entre le début de l'onde P et le début du complexe QRS. Cet intervalle représente la dépolarisation des oreillettes et du nœud AV. Sa durée normale est de 0,14 à 0,2 s. Cet intervalle est utilisé pour la détection des arythmies ainsi que pour l'étude de la variabilité de la fréquence cardiaque. Il sera présenté plus en détails dans ce travail en raison de son importance.

Le segment PR : c'est la période temporelle comprise entre la fin de l'onde P et le début du complexe QRS. Il représente le temps de transmission du front de dépolarisation par le nœud AV.

Le segment ST : il est compris entre la fin du complexe QRS (ou point J) et le début de la phase ascendante de l'onde T. Ce segment correspond au temps pendant lequel l'ensemble des cellules myocardiques sont dépolarisées et donc, dans le cas normal, doit être isoélectrique. Dans le cas contraire, le niveau d'amplitude et la pente de ce segment sont des indicateurs de l'état ischémique du myocarde .

L'intervalle QT : le temps entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T. Il représente une indication de la longueur des phases de dépolarisation et repolarisation ventriculaire (longueur moyenne d'un PA ventriculaire). Sa durée varie avec la fréquence cardiaque entre 0.3 et 0.38 s [1].

4.1 Système de dérivations de l'ECG

L'électrocardiographie moderne s'appuie sur l'étude de 12 dérivations (ou dérivations standards). Parmi les 12 dérivations, trois sont appelées bipolaires (fig. 1.4), trois unipolaires augmentées (fig. 1.5). et six précordiales (fig. 1.6). Différentes méthodes de placement d'électrodes ont été proposées pour l'électrocardiographie de 12 dérivations.

Un système de dérivations consiste en un ensemble cohérent de dérivations, chacune étant définie par la disposition des électrodes sur le corps du patient. L'emplacement des électrodes est choisi de façon à explorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque. Plusieurs systèmes standardisés existent.

4.1.1 Le triangle d'Einthoven

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

- L'activité électrique du cœur est équivalente à celle d'un dipôle, dont la direction, l'orientation et le moment varient au cours de la systole, mais dont l'origine reste fixe.
- Les membres sont de simples conducteurs linéaires.
- Le corps constitue un milieu résistif homogène.

Einthoven a proposé trois dérivations, appelées bipolaires car le potentiel est mesuré entre deux électrodes : DI, DII et DIII. Elles sont obtenues à partir des potentiels du bras gauche (L), du bras droit (R) et de la jambe gauche (F), de la manière suivante :

$$DI = VL - VR$$

$$DII = VF - VR$$

$$DIII = VF - VL \quad \text{avec } DI + DIII = DII.$$

où VR correspond au potentiel au bras droit, VL correspond au potentiel au bras gauche, et VF correspond au potentiel dans la jambe gauche.

Ce système de référence est schématisé par un triangle équilatéral appelé triangle d'Einthoven, dont les sommets représentent les localisations des électrodes (voir figure 1.5). Ces dérivations explorent l'activité cardiaque dans le plan frontal.

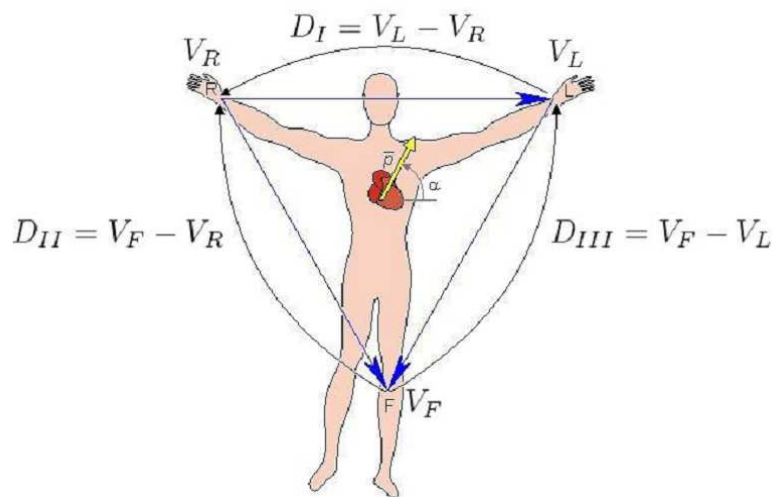


Figure 1.5 : Dérivations bipolaires et triangle d'Einthoven.

4.1.2 Borne de Wilson

Quelques décennies après Einthoven, Wilson [28] a étudié comment des potentiels électrocardiographiques unipolaires pourraient être définis. Idéalement ces potentiels sont mesurés par rapport à une référence lointaine. Pour ce faire, Wilson a proposé une référence en reliant une résistance de 5 K Ω entre chaque électrode des extrémités du triangle d'Einthoven et un point commun appelé borne centrale de Wilson (BC), comme l'illustre la figure 1.6. Dans ce système, le point de référence est supposé demeurer à un potentiel constant de valeur quasiment nulle. Les nouvelles dérivations sont appelées VR, VL et VF.

Peu de temps après, Goldberger a proposé les dérivations unipolaires augmentées [28] qui permettent d'obtenir des signaux de plus grande amplitude que ceux de Wilson. Ces dérivations, appelées aVR, aVL et aVF, mesurent la différence de potentiel entre chacun des trois points et le potentiel moyen des deux autres. On obtient ainsi des dérivations augmentées d'un facteur 1.5 par rapport aux dérivations de Wilson.

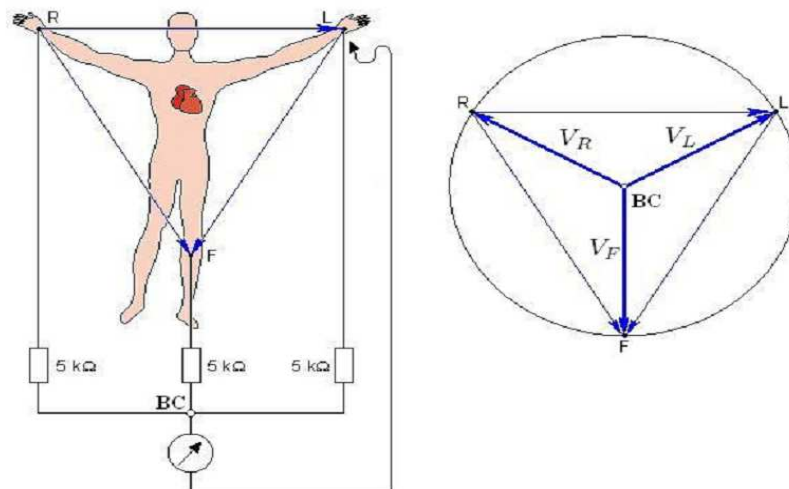


Figure 1.5 : Dérivations unipolaires augmentées.

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

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

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

4.1.3 Dérivations unipolaires précordiales

Afin de mesurer les potentiels proches du cœur, les dérivations précordiales sont introduites dans [28]. Ces dérivations unipolaires (V1 à V6) recueillent l'activité cardiaque dans le plan transversal, et correspondent aux mesures de différences de potentiel entre chaque électrode et la borne centrale de Wilson. Les électrodes sont situées en six points repérés anatomiquement sur l'hémithorax gauche comme l'illustre la figure 1.6.

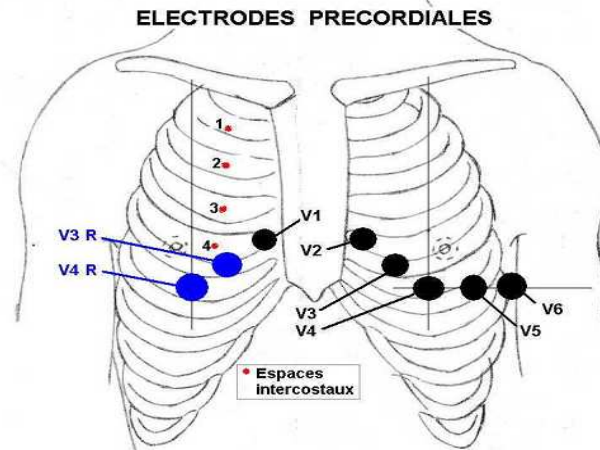


Figure 1.6 : Dérivations précordiales (V1 à V6).

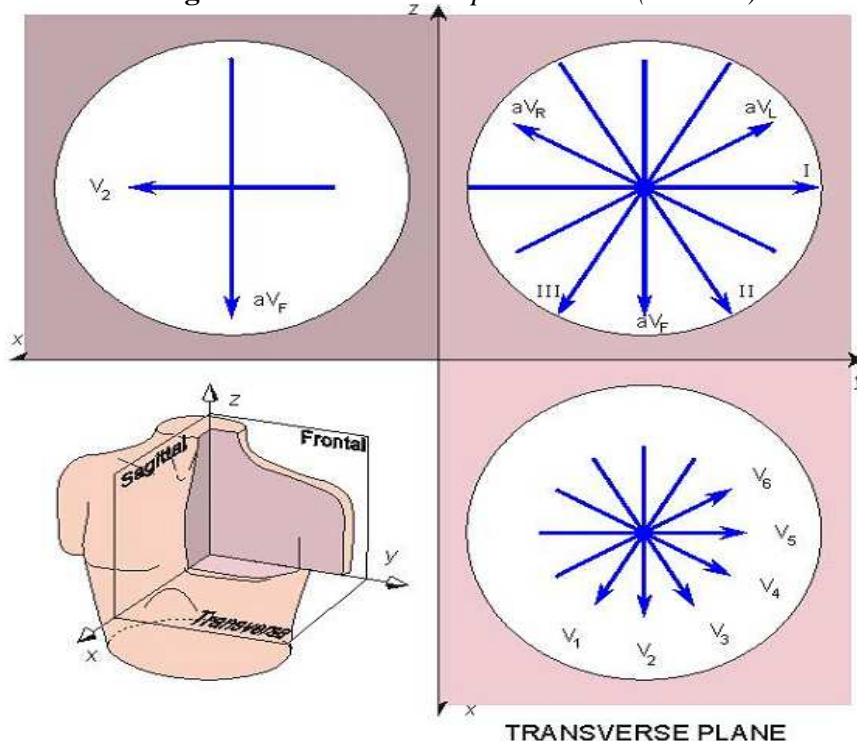


Figure 1.7 : Les douze dérivations standard dans chaque plan du corps (d'après [28])

5. Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme :

Sur tout enregistrement électrocardiographique il peut apparaître des événements indésirables pouvant brouiller le tracé et, parfois, induire en erreur le diagnostic final. Ces bruits sont reconnaissables par l'œil expérimentale qui les identifie avant d'effectuer son diagnostic. Ces perturbations ont fait l'objet d'études et restent, pour certaines, encore difficiles à traiter de manière automatique. Les effets indésirables peuvent avoir plusieurs sources : techniques, physiques, pathologiques, ou pharmacologiques. Nous allons présenter des bruits et artefacts présents sur le tracé électrocardiographique notamment sur les tracés Holter [21].

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

- Bruit dû au secteur.
- Bruit dû aux mouvements d'électrodes.
- Mouvements de la ligne de base.
- Bruit musculaire.

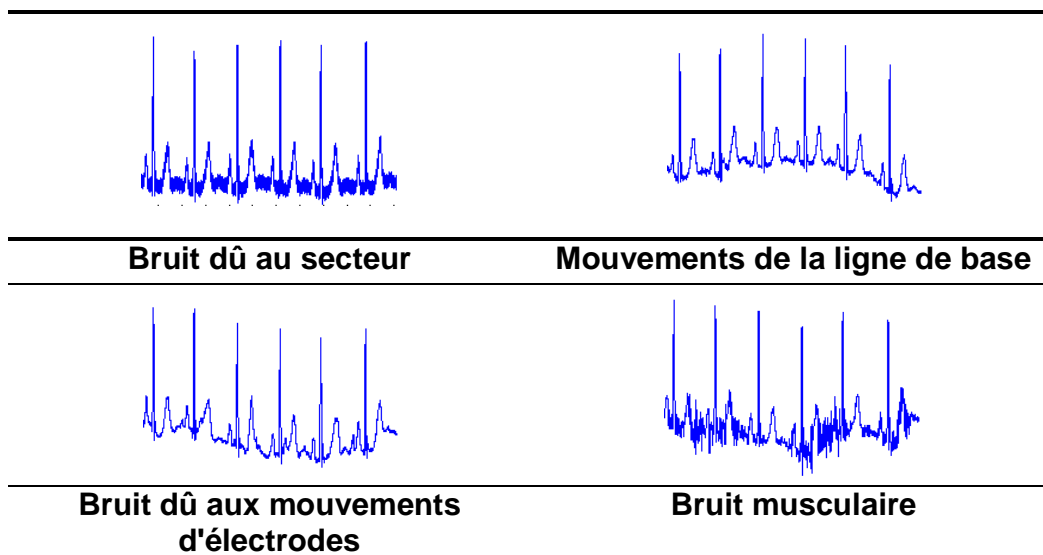


Tableau 1.1 : *Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme.*

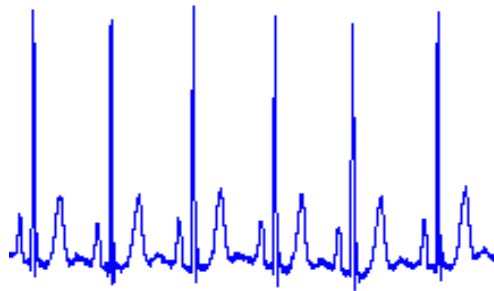


Figure 1.8 : *ECG normale.*

6. Troubles du rythme et de la conduction cardiaque

Sous cette dénomination on regroupe les arythmies cardiaques et les blocs cardiaques. Le meilleur outil pour diagnostiquer une arythmie est l'électrocardiogramme. Dans l'analyse de l'ECG, les pathologies ou anomalies sont détectées et classées en fonction de leur déviation par rapport au rythme idéal qu'est le rythme sinusal. Chaque déviation visible sur l'ECG peut être attribuée à une anomalie physiologique. Ainsi, les blocs cardiaques sont dus à un défaut de conduction de l'onde de dépolarisation à travers le myocarde différencié et les arythmies sont générées par un foyer ectopique prenant le relais ou supplantant le nœud sinusal. Ces pathologies ne sont pas exclusives, un patient peut être atteint d'arythmies et de blocs cardiaques. Les sections suivantes détaillent le rythme sinusal, les blocs cardiaques et certaines arythmies cardiaques [19] [21].

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

6.2 Blocs cardiaques : Les blocs cardiaques sont dus à une rupture de conduction du myocarde différencié qui altère la dépolarisation du myocarde. Ces ruptures peuvent être plus ou moins sévères : freinantes (allongement du temps de parcours),

intermittentes (un stimulus sur 2 ou 3 est conduit), ou complète (aucune conduction). Nous allons détailler les quatre types de blocs cardiaques :

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

Blocs Auriculo-ventriculaire (BAV) On appelle BAV l'altération de la conduction du stimulus de dépolarisation entre les oreillettes et les ventricules. On distingue trois degrés de sévérité.

- Les BAV de premier degré provoquent l'allongement du segment PR de façon égale à chaque cycle.
- Les BAV de deuxième degré traduisent l'absence momentanée d'onde QRS après une onde P normale. Lorsque les segments PR précédents sont normaux, on parle de Mobitz de type II (Figure 1.9). Lorsque les segments précédents vont en s'augmentant, on parle de phénomènes de Wenckebach (ou Mobitz de type I).
- Les BAV de troisième degré sont dit complets, c'est-à-dire qu'aucune dépolarisation auriculaire ne parvient aux ventricules. Un foyer ectopique ventriculaire ou jonctionnel joue alors le rôle de pacemaker. Le foyer est identifiable par la forme et la fréquence des battements. Les activités auriculaire et ventriculaire sont complètement dissociées.

Blocs de branche Le bloc de branche est dû au blocage de la dépolarisation dans une des branches du faisceau de His. Un bloc dans l'une ou l'autre branche provoque un retard dans la dépolarisation du ventricule auquel elle appartient. La dépolarisation des ventricules est désynchronisée et le complexe QRS est élargi (Figure 1.10).

6.3 Arythmies : Les arythmies proprement dites relèvent de l'entrée en jeu d'un « foyer » ectopique qui peut se situer dans n'importe quelle portion du cœur, ou de la formation d'un circuit électrique (appelé réentrée notamment par les faisceaux de Kent), dont la localisation peut être auriculaire, jonctionnelle (entre oreillettes et ventricules) ou ventriculaire. Les paragraphes suivants présentent quelques arythmies dites supra ventriculaires (auriculaires ou jonctionnelles) et des arythmies ventriculaires.

Arythmies supra ventriculaires

La tachycardie supraventriculaire (TSV) (maladie de Bouveret) correspond à un mécanisme de réentrée qui peut soit être localisé à l'intérieur du nœud auriculo-ventriculaire (réentrée nodale), soit couvrir un large circuit empruntant dans un sens la voie de conduction normale (nœud AV et faisceau de His) et dans l'autre le faisceau de Kent. La tachycardie est rapide (entre 180 et 220 pulsations par minute) parfaitement régulière, à début et fin brusques. Les complexes QRS sont normaux et l'activité auriculaire se superpose à ces derniers ou les suit. Les accès se répètent à des intervalles variables, mais l'évolution reste bénigne car il n'existe pas, sauf association occasionnelle, d'anomalie des valves, du muscle cardiaque ou des coronaires.

La fibrillation auriculaire (FA) est une désorganisation totale de l'activité électrique auriculaire avec perte de la contraction mécanique rythmée des oreillettes. Les oreillettes sont parcourues de multiples ondes électriques, qui se propagent de façon anarchique à une très grande vitesse, supérieure à 350 par minute. Les ondes auriculaires de fibrillation (f) sont en grande partie bloquées dans le nœud auriculo-ventriculaire qui joue le rôle de filtre, protégeant les ventricules d'une activité trop rapide. Le choc électrique externe est le moyen le plus efficace pour rétablir le rythme sinusal (emploi d'un défibrillateur). La FA peut être traitée par des soins médicamenteux (antiarythmiques) et s'ils se révèlent inappropriés, il devient nécessaire d'implanter un défibrillateur.

Arythmies ventriculaires

L'arythmie extrasystolique est la plus fréquente. Les extrasystoles sont des battements ectopiques, uniques ou répétés, provenant d'un seul ou de plusieurs foyers qui peuvent entraîner des sensations désagréables de rates, de coups dans la poitrine, d'arrêts de cœur ou de palpitations. Les extrasystoles sont des phases systoliques en trop qui seront apparentes sur l'ECG par un complexe QRS large (Figure 1.11). Les extrasystoles ne constituent habituellement pas en elles-mêmes un facteur de gravité, leur pronostic dépend de l'état cardiaque qui peut être absolument normal (extrasystoles dites bénignes) ou pathologique. Lorsqu'il existe un double foyer ventriculaire, on parle de doublet ventriculaire (Figure 1.12).

Les bigéminismes et trigéminismes sont des rythmes à deux commandes.

La commande de base (généralement sinusale) est interrompue par des battements d'origine ectopique. Lorsque l'on se trouve en présence d'un bigéminisme les QRS qui appartiennent au rythme de base sont suivis d'un QRS d'origine ectopique avec une succession de 1/1. On parle de trigéminisme lorsqu'on est en présence d'une succession 2/1.

Les tachycardies ventriculaires (TV) représentent les arythmies les plus graves, elles compromettent souvent l'hémodynamique et peuvent dégénérer en fibrillation ventriculaire létale. Les complexes QRS sont toujours élargis et le rythme est rapide. L'accès de tachycardie ventriculaire persistante est une urgence médicale, l'arrêt de la crise pouvant être obtenu par injection intraveineuse d'un antiarythmique ou par choc électrique externe. Quand les récurrences de tachycardie ne sont pas prévenues par la médication antiarythmique, le recours à des méthodes non pharmacologiques est légitime : exérèse chirurgicale de la zone arythmogène, défibrillateur implantable.

La fibrillation ventriculaire (FV) est la cause principale de mort subite. Elle peut apparaître d'emblée, comme manifestation d'instabilité électrique, dans les premières minutes ou heures d'un infarctus du myocarde aigu ou succéder à une autre arythmie ventriculaire chez les malades ayant une cardiopathie sévère. Les contractions complètement anarchiques des ventricules aboutissent très rapidement à une inefficacité cardio-circulatoire qui est létale en l'absence de manœuvres de réanimation (massage cardiaque, ventilation assistée, choc électrique externe). Ces dernières doivent être entreprises en quelques minutes pour éviter les complications cérébrales secondaires à une privation d'oxygène prolongée au niveau des cellules.

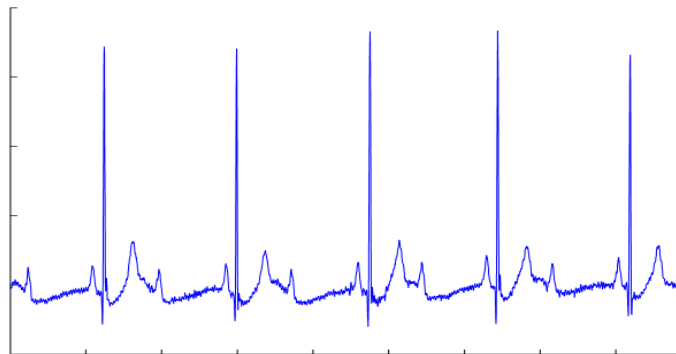


Figure 1.9 : Exemple de Mobitz de type II.

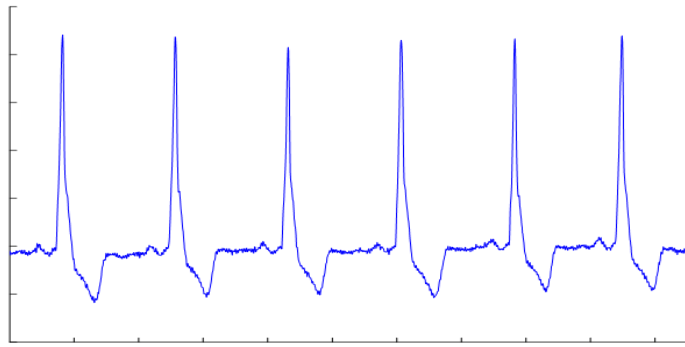


Figure 1.10 : Exemple de bloc de branche gauche.

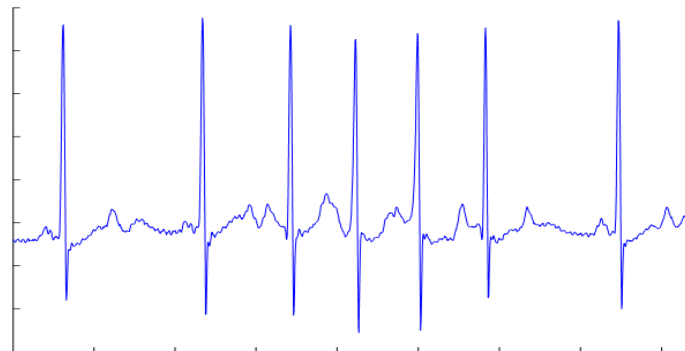


Figure 1.11 : Exemple d'accès de tachycardie supraventriculaire.

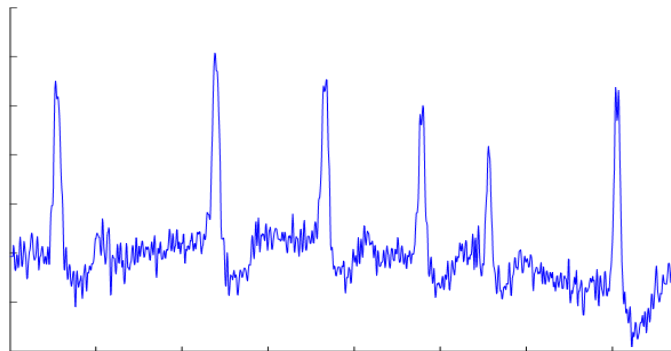


Figure 1.12 : Exemple de fibrillation auriculaire.

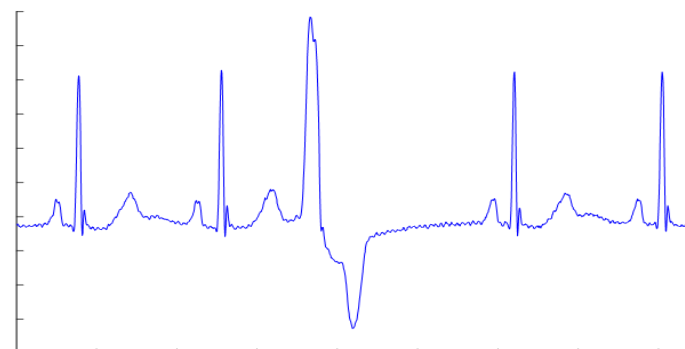


Figure 1.13 : Exemple d'extrasystole.

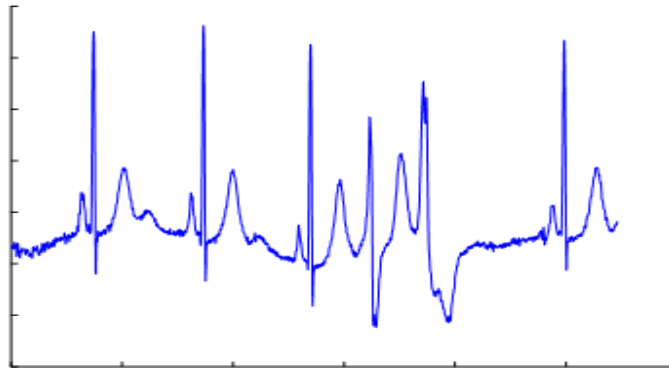


Figure 1.14 : *Exemple de doublet ventriculaire.*

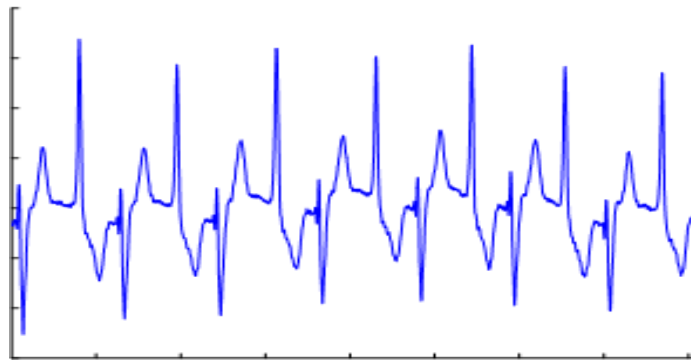


Figure 1.15 : *Exemple de tachycardie ventriculaire.*

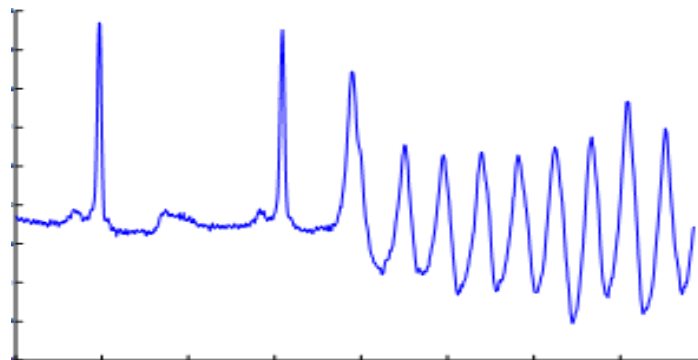


Figure 1.16 : *Exemple d'accès de fibrillation ventriculaire.*

7. Diagnostic des arythmies :

Le problème principal dans le diagnostic des arythmies cardiaques est de trouver le siège du foyer ectopique qui peut être soit supraventriculaire (auriculaire ou jonctionnel) ou ventriculaire. Pour ce faire le cardiologue décrit l'électrocardiogramme selon les ondes et intervalles définis précédemment. Ce paragraphe a pour but de présenter les deux principales méthodes pour diagnostiquer des arythmies à partir

d'ECG : l'analyse de la morphologie des QRS et l'analyse des relations entre l'activité auriculaire et ventriculaire.

Analyse morphologique Les arythmies supraventriculaires, naissent au-dessus de la bifurcation du faisceau de His. Elles sont théoriquement caractérisées par des QRS fins car l'activation ventriculaire reste normale (donc rapide).

Les arythmies ventriculaires sont au contraire caractérisées par l'existence de complexes QRS élargis et déformés. L'activation naît en un point quelconque du myocarde ventriculaire et entraîne une activation anormale de la masse ventriculaire. La durée du QRS est supérieure à 120 ms, avec un aspect de bloc de branche.

Dans certains cas, cette différenciation entre arythmie supraventriculaire ou ventriculaire peut être très difficile. C'est le cas par exemple des arythmies supraventriculaires associées à un bloc de branche préexistant, les QRS sont alors élargis quelque soit le foyer et peuvent être confondus avec une arythmie ventriculaire.

Relations entre l'activité auriculaire et ventriculaire L'analyse de l'activité électrique auriculaire est parfois difficile, surtout quand le rythme ventriculaire est rapide. En cas d'arythmies supraventriculaires, il existe le souvent une lésion constante entre l'activité auriculaire et ventriculaire. En cas d'arythmies ventriculaires, on observe le plus souvent une dissociation entre l'activité auriculaire et l'activité ventriculaire.

8. Conclusion :

Le cœur est l'élément central du système cardiovasculaire qui permet l'alimentation en oxygène et en nutriments des organes. Il est principalement composé de quatre cavités : deux oreillettes et deux ventricules. À chaque battement, leurs contractions successives peuvent être suivies depuis l'extérieur du corps par des électrodes, collées à la surface de la peau, qui mesurent l'activité électrique des fibres musculaires cardiaques.

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

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

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

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

*Chapitre 2 : détection du complexe
QRS par les réseaux de neurones
RRBF.*

1. Introduction :

les réseaux de neurones sont solidement implantés dans diverses industries : dans les milieux financiers pour la prédiction des fluctuations de marché ; en pharmaceutique pour analyser le « QSAR » (quantitative structure activity relationship) de diverses molécules organiques ; dans le domaine bancaire pour la détection de fraudes sur les cartes de crédit et le calcul de cotes de crédit ; dans les départements de marketing de compagnies de diverses industries pour prévoir le comportement des consommateurs ; en aéronautique pour la programmation de pilotes automatiques ; etc. Les applications sont nombreuses et partagent toutes un point commun essentiel à l'utilité des réseaux de neurones : les processus pour lesquels on désire émettre des prédictions comportent de nombreuses variables explicatives et surtout, il existe possiblement des dépendances non linéaires de haut niveau entre ces variables qui, si elles sont découvertes et exploitées, peuvent servir à l'amélioration de la prédiction du processus. L'avantage fondamental des réseaux de neurones par rapport aux modèles statistiques traditionnels réside dans le fait qu'ils permettent d'automatiser la découverte des dépendances les plus importantes du point de vue de la prédiction du processus.

Ce chapitre est structuré en trois parties. Une première partie est consacrée à la présentation des réseaux de neurones artificiels. Nous commençons par donner une brève présentation de l'évolution historique de cet axe de recherche. Avant de présenter le principe de fonctionnement des neurones artificiels, nous décrierons les nouvelles architectures des réseaux récurrents dynamiques. Nous concluons cette partie par le développement d'un algorithme de détection du complexe QRS du signal ECG basé sur un réseau dynamique RRBF. À la fin nous présenterons une discussion des résultats obtenus et nous les comparerons avec ceux des travaux déjà existants.

2. Historique :

L'origine de l'inspiration des réseaux de neurones artificiels remonte à 1890 où W. James, célèbre psychologue américain, introduit le concept de mémoire associative. Il propose ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage des réseaux de neurones, connue plus tard sous le nom de loi de Hebb. Le champ des réseaux neuronaux va démarrer par la présentation en 1943 par W. McCulloch et W. Pitts du neurone formel qui est une abstraction du neurone

physiologique. Le retentissement va être énorme. Par cette présentation, ils veulent démontrer que le cerveau est équivalent à une machine de Turing, la pensée devient alors purement des mécanismes matériels et logiques. Une machine de Turing se résume à une tête de lecture comportant un nombre fini d'états internes et à un ruban. La puissance de l'analyse de Turing (1912-1954) tient au fait que sa tête de lecture ne lit qu'un seul symbole à la fois, et que cette lecture, associée à la table d'états adéquate, suffit à effectuer toutes les opérations possibles. La Machine de Turing est toutefois une machine imaginaire, abstraite, et idéale. Elle n'a pu être construite. Son fonctionnement implique en effet d'avoir un ruban extensible à volonté donc infini! La combinaison de cette mémoire infinie et d'un nombre d'états fini a cependant apporté la preuve que, si un problème est calculable, alors il existe une machine pour le résoudre. Dès lors, « une MACHINE, reprenant les règles de toutes les autres, est UNIVERSELLE ».) [16], [17], [20].

En 1949, D. Hebb présente dans son ouvrage « The Organization of Behavior » une règle d'apprentissage. De nombreux modèles de réseaux aujourd'hui s'inspirent encore de la règle de Hebb. En 1958, F. Rosenblatt développe le modèle du perceptron. C'est un réseau de neurones inspiré du système visuel. Il possède deux couches de neurones : une couche de perception et une couche liée à la prise de décision. C'est le premier système artificiel capable d'apprendre par expérience.

Dans la même période, Le modèle de L'Adaline (Adaptive Linear Element) a été présenté par B. Widrow et Hoff. Ce modèle sera par la suite le modèle de base des réseaux multicouches. En 1969, M. Minsky et S. Papert publient une critique des propriétés du Perceptron. Cela va avoir une grande incidence sur la recherche dans ce domaine. Elle va fortement diminuer jusqu'en 1972, où T. Kohonen présente ses travaux sur les mémoires associatives et propose des applications à la reconnaissance de formes. C'est en 1982 que J. Hopfield présente son étude d'un réseau complètement rebouclé, dont il analyse la dynamique [8]. C'est ensuite qu'en 1985 la rétro propagation de gradient apparaît. C'est un algorithme d'apprentissage adapté au Perceptron MultiCouches [8]. Sa découverte est réalisée par trois groupes de chercheurs indépendants. Dès cette découverte, nous avons la possibilité de réaliser une fonction non linéaire d'entrée/sortie sur un réseau, en décomposant cette fonction en une suite d'étapes linéairement séparables. Enfin, en 1989 Moody et Darken exploitent quelques résultats de l'interpolation multivariées pour proposer

le Réseau à Fonctions de Base Radiales, connu sous l'appellation anglophone *Radial Basis Function network (RBF)* [9], [10], [17], [20]. Les réseaux récurrents ont été utilisés par Jordan en 1986 dans le control de robots, par Elman en 1990 en linguistique et par Williams et Zipser en 1989 pour le filtrage adaptatif et la reconnaissance.

3. réseaux de neurones récurrents et dynamique

La connectivité des unités dans les réseaux de neurones récurrents ne se limite pas, comme dans le cas des réseaux à propagation avant (*feedforward*), à des architectures dans lesquelles l'information se propage de l'entrée vers la sortie, couche après couche. Tout type de connexion est admis, c'est à dire d'un neurone à n'importe quel autre, y compris lui-même. En d'autres termes, lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ. Un tel chemin est désigné sous le terme de *cycle*. Une grandeur, à un instant donné, ne peut pas être fonction de sa propre valeur au même instant. Par conséquent, tout cycle du graphe des connexions d'un réseau de neurones récurrent doit comprendre au moins une connexion de retard unitaire [18]. Ceci donne lieu à des comportements dynamiques fort intéressants mais qui peuvent être très complexes [7]. Contrairement aux réseaux de neurones statiques où cette dynamique est totalement absente [96], la loi d'évolution en temps continu des réseaux dynamiques peut être définie par l'équation différentielle (2.2)

$$y_i = f(a_i) , a_i = \sum_j (w_{ij} v_j) + \xi_i \quad (2.1)$$

$$\beta_i \frac{dy_i}{dt} = -y_i + f(a_i), a_i = \sum_j (w_{ij} v_j) + \xi_i \quad (2.2)$$

Où y_i représente la sortie du neurone i , $f(.)$ sa fonction d'activation, ξ_i une entrée externe supposée constante, w_{ij} le poids de la connexion entre les neurones i et j et v_j de la relation (2.1) représente les entrées du neurone i provenant des neurones j . Ces entrées sont totalement indépendantes de y_i (uniquement les neurones amont) (Figure 34); par contre dans la relation (2.2), la récurrence des connexions fait que l'activation a_i du neurone i peut dépendre de toutes les sorties y_j de l'ensemble N des neurones du réseau (Figure 2.1).

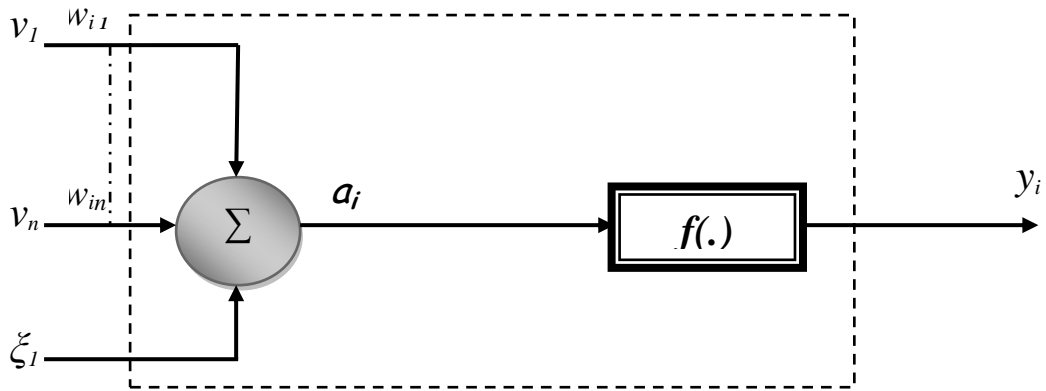


Figure 2.1 : Représentation du comportement statique d'un neurone statique.

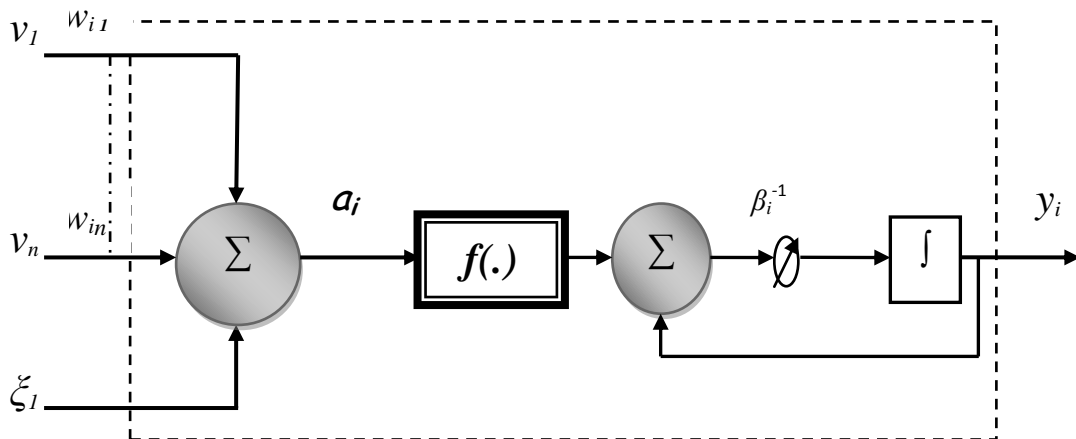


Figure 2.2 : Représentation du comportement dynamique d'un neurone récurrent.

La représentation continue de la loi d'évolution d'un neurone dynamique (équation (2.2)) offre essentiellement l'avantage d'être efficace pour les calculs mathématiques [27]. L'aspect implicite du temps est bien mis en évidence par l'équation différentielle. D'un autre côté, dès que l'on souhaite simuler un système dynamique continu sur un ordinateur, il est impératif de le discrétiser [27]. L'équivalent de l'équation (2.2) en discret serait alors :

$$y_i(t+1) = f(a_i(t)) \quad (2.3)$$

Les réseaux récurrents peuvent présenter deux types de comportements : le premier est que ces réseaux sont capables de se stabiliser dans un certain nombre de points de leur espace d'état, appelés points d'équilibre ou « *Fixed Point* ». Ces

points constituent la réponse du réseau en présence d'une donnée et l'apprentissage consiste à affecter aux poids des connexions les valeurs permettant cette relaxation vers un point d'équilibre. L'architecture la plus connue et la plus ancienne ayant ce type de comportement est le modèle de Hopfield [8]. Bien que ce réseau soit généralement utilisé pour apprendre un certain nombre d'associations statiques pour des problèmes d'optimisation multicritères, le réseau de Hopfield possède une certaine dynamique de convergence, c'est-à-dire que le réseau passe par un certain nombre de points de son espace d'états avant d'atteindre un point d'équilibre. Ce type de réseau peut donc générer une séquence finie à partir d'un point donné de son espace d'état.

Le second comportement temporel que produisent les réseaux récurrents est une succession d'états ou plutôt de points dans l'espace d'états mais sans qu'il y ait stabilisation en un point particulier. Il peut s'agir, par exemple, d'un cycle limite au cours duquel le réseau passe cycliquement par certains états. L'apprentissage appelé *Trajectory Learning* consiste alors à donner aux poids des connexions les valeurs qui permettent au réseau de produire ce comportement particulier.

4. Principales architectures de réseaux récurrents

4.1 Architecture de Jordan [20] :

Dans l'architecture proposée par Jordan, les unités de la couche de sortie sont dupliquées sur une couche appelée *couche de contexte*. Les unités de cette couche tiennent également compte de leur propre état à l'instant précédent. Cette connexion récurrente d'une unité de contexte à elle-même lui donne une dynamique ou une mémoire individuelle. L'activation de chaque unité de cette couche est calculée selon l'équation suivante :

$$C_i(t+1) = \alpha C_i(t) + O_i(t) \quad (2.4)$$

En supposant $\alpha < 1$ et les sorties O_i fixes, les unités de la couche de contexte exhibent un comportement d'oubli où leur sortie décroît vers $O_i / (1 - \alpha)$, oubliant progressivement leurs états précédents.

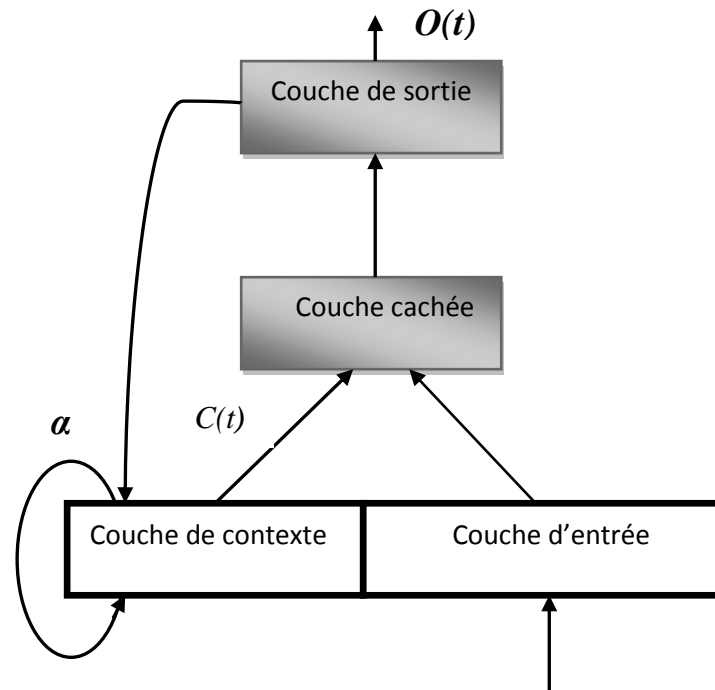


Figure 2.3 : Architecture de Jordan.

4.2 Architecture d'Elman :

Elman [20] s'est inspiré en grande partie du réseau de Jordan pour proposer son architecture (Figure 2.4). Cette fois-ci, ce sont les unités de la couche cachée qui sont dupliquées dans la couche contexte avec un poids unitaire. L'apprentissage s'effectue par l'algorithme de rétropropagation et ne concerne que les poids de propagation avant.

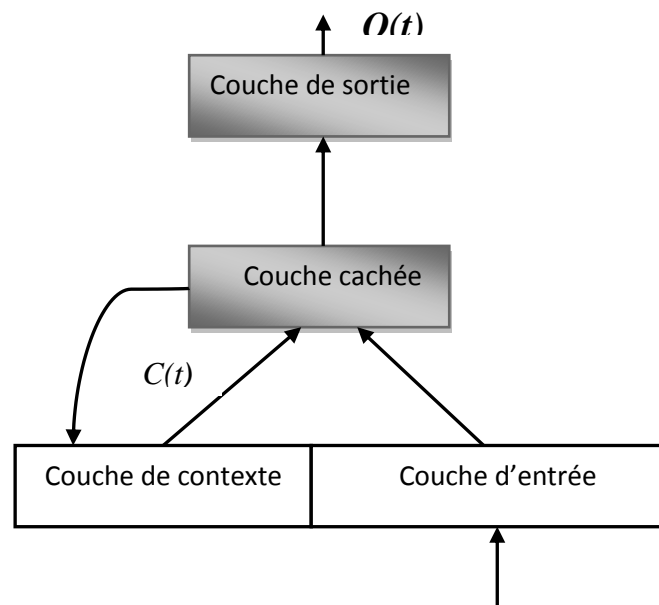


Figure 2.4 : Architecture d'Elman.

4.3 Architecture de Moakes :

Le modèle de la Figure 2.5 introduit par Moakes [20] représente une architecture particulière des réseaux *RBF* : Réseau Récurrent à Fonctions de base Radiales (*RRBF*) appliqué au traitement dynamique de la parole. Ce réseau combine récurrence des connexions et fenêtre temporelle. Des retards t_1 et t_2 sont associés respectivement au signal d'entrée $s(k-1)$ et au signal de sortie $y(k)$ rebouclé sur l'entrée du réseau. La sortie $y(k)$ représente la prédiction à l'instant k du signal d'entrée $s(k-1)$. Ce réseau peut être vu comme un réseau *RFR* statique avec le vecteur d'entrée suivant :

$$x(k) = (s(k-1), s(k-2), \dots, s(k-n), y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-m)) \quad (2.5)$$

Où n et m représentent le nombre de retards associés respectivement à l'entrée s et au signal de sortie y .

Cette architecture de *RBF* récurrent a été utilisée par (Billings *et al.* 1995) comme un filtre non linéaire de bruit.

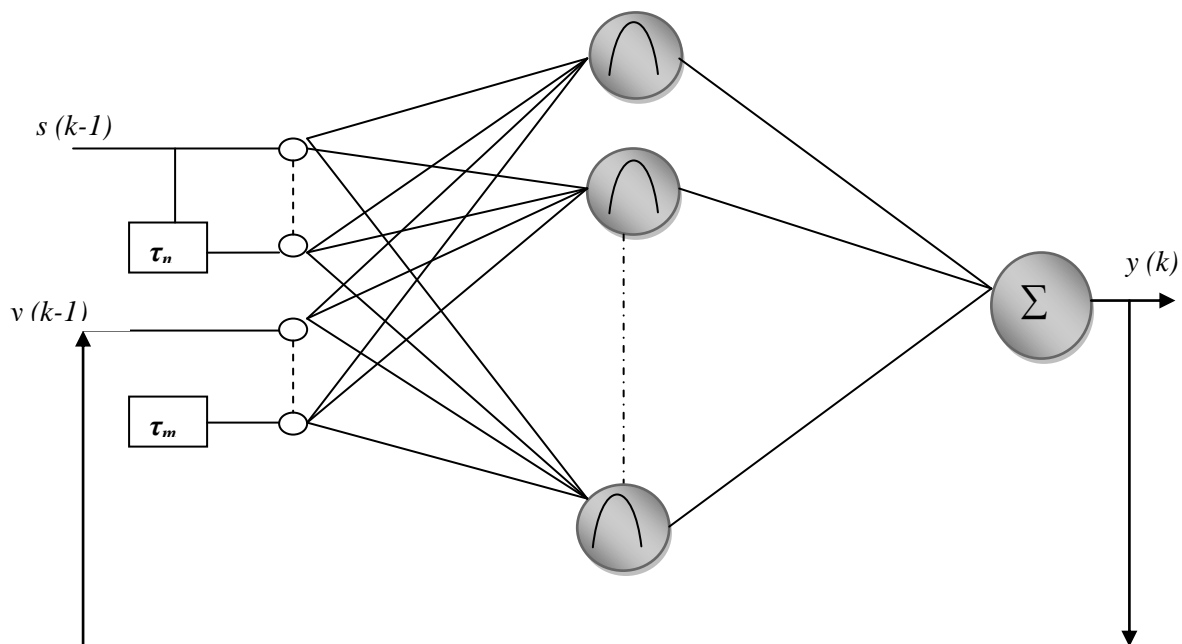


Figure 2.5 : L'architecture de Moakes pour un RBF récurrent.

4.4 Architecture de M.W. Mak :

La Figure 2.6 présente une autre architecture de réseau *RBF* récurrent. La récurrence des connexions se situe au niveau des sorties de chaque neurone gaussien. La réponse de sortie du réseau à l'instant t pour chaque vecteur d'entrée $\mathbf{x}(t)$ est :

$$y(t) = \sum_{i=1}^M w_i h_i(x(t)) \tag{2.6}$$

Avec :

$$h_i(x(t)) = \phi_i(\|\mathbf{x}(t) - \mu_i\|) + \sum_{k=1}^M u_{ik} h_k(x(t-1)) \tag{2.7}$$

Où w_i représente le poids des connexions de sortie, $\phi_i(\|\cdot\|)$ est la réponse gaussienne des neurones cachés et u_{ik} le poids des connexions récurrentes. Les paramètres des fonctions gaussiennes sont déterminés par l'algorithme des *k-moyennes* ; par contre, les poids des connexions récurrentes et de sortie sont déterminés par l'algorithme de rétropropagation du gradient. Le réseau a été testé sur une application d'apprentissage de séquences temporelles réelles d'une réponse impulsionnelle d'un filtre passe bas.

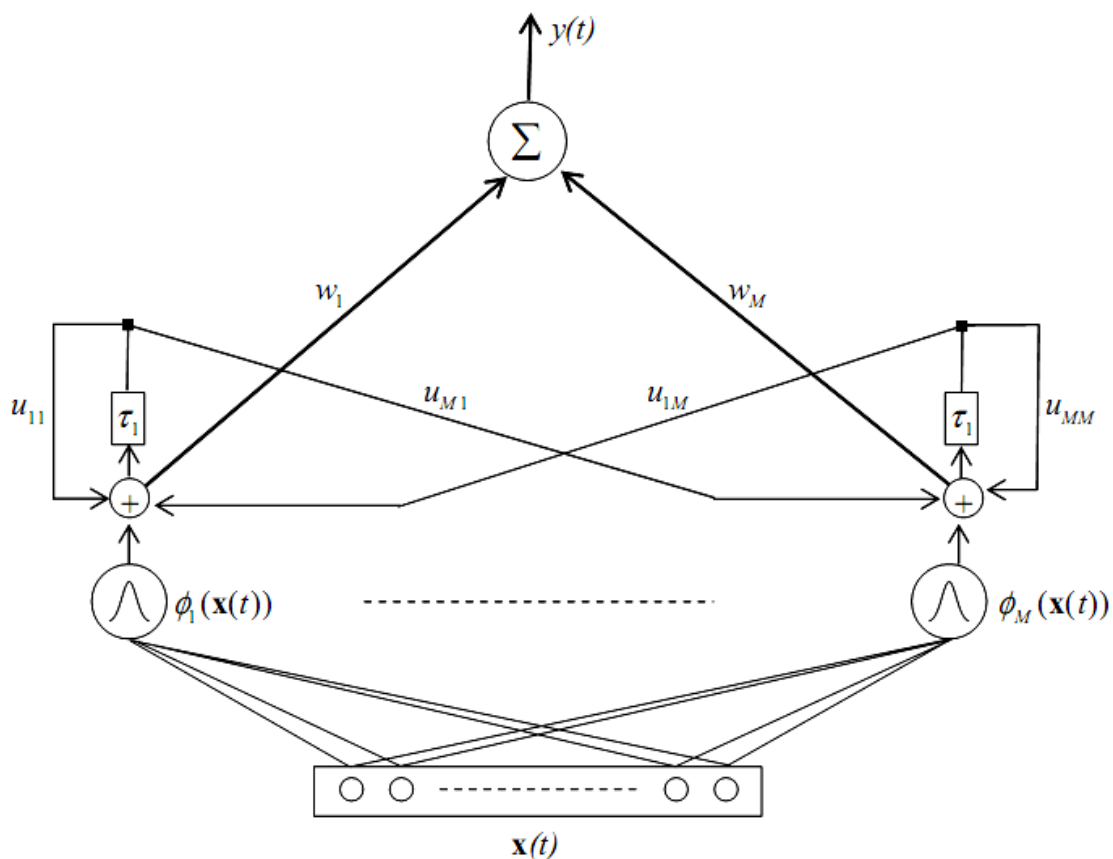


Figure 2.6 : L'architecture de M.W. Mak pour un RBF récurrent.

4.5 Architecture de Miyoshi :

Le réseau proposé par Miyoshi [20] présenté sur la Figure 2.7 a été conçu pour l'identification et la prédiction des systèmes dynamiques chaotiques. Ce réseau récurrent se compose de plusieurs sous réseaux *RBF*. Chaque sous réseau r ($r = 1, \dots, N$) contient K cellules gaussiennes et un neurone de sortie de fonction d'activation linéaire. L'expression de sortie de ces sous réseaux est la suivante :

$$g_r = \sum_{i=1}^K \phi_i^r w_i^r \quad (2.8)$$

Où w_i^r est le poids de la connexion entre le neurone de sortie du sous réseau r et le $i^{\text{ème}}$ neurone gaussien ayant comme expression de sortie :

$$\phi_i^r = \prod_{j=1}^N \exp\left(-\frac{(x_j - \mu_{ji}^r)^2}{2(\sigma_{ji}^r)^2}\right) \quad (2.9)$$

Avec $X = [x_j]_{j=1,N}$ représentant le vecteur d'entrée. $\mu_i^r = [\mu_{ji}^r]_{j=1,N}$ et

$\sigma_i^r = [\sigma_{ji}^r]_{j=1,N}$ Respectivement le prototype et le rayon d'influence du $i^{\text{ème}}$ neurone du sous réseau r . Le réseau de neurones se comporte alors comme un système différentiel :

$$\frac{dy}{dt} = g \quad \text{Avec} \quad x(t_0) = x_0 \quad (2.10)$$

La sortie de réseau $Y = [y_j]_{j=1,M}$ est représentée par une partie du vecteur g comme le montre la Figure 2.7 (avec $M < N$). Cette architecture a été reprise par (Honda *et al.* 1998) qui a proposé un algorithme d'apprentissage.

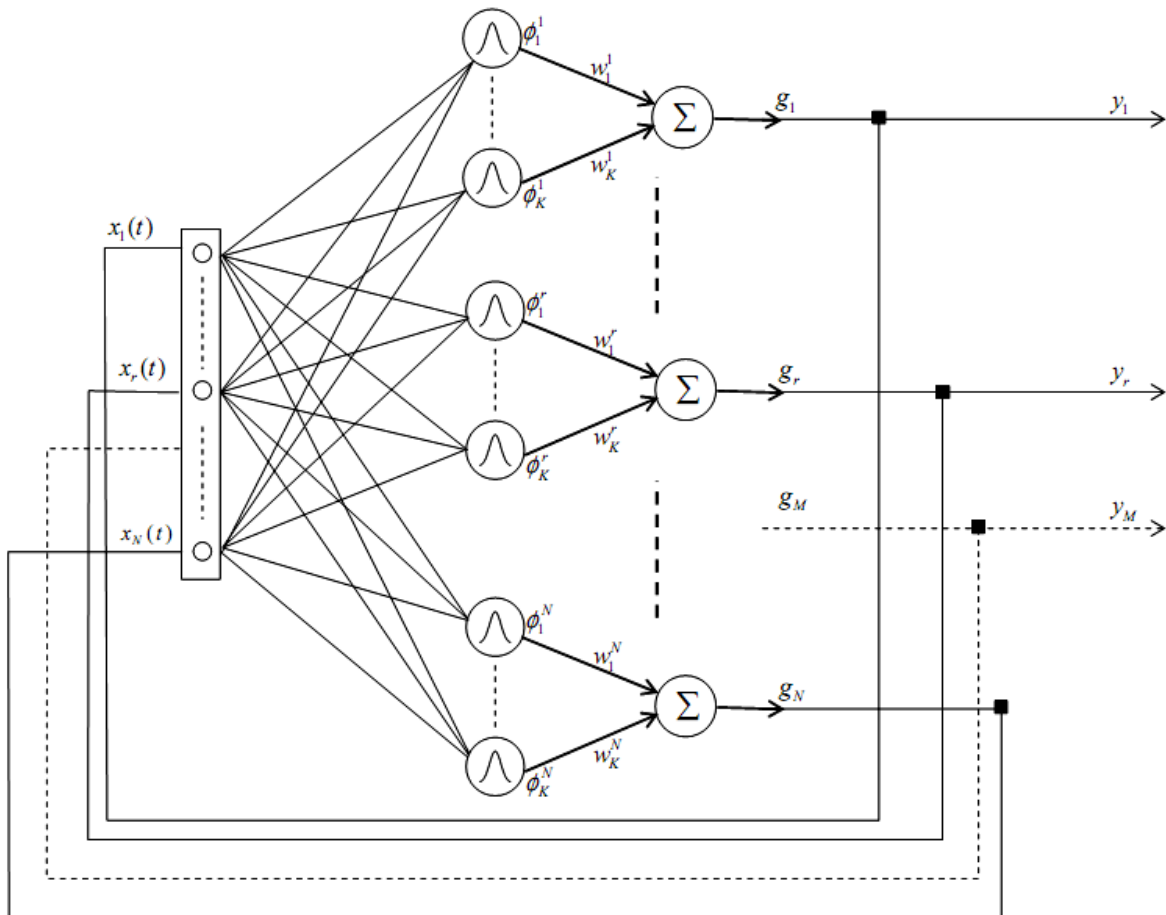


Figure 2.7 : L'architecture de Miyoshi pour un RBF récurrent.

4.6 L'architecture R2BF :

Le réseau *RBF* Récurrent de la Figure 2.8 représente une architecture hybride entre neurones gaussiens (*représentation locale*) et neurones sigmoïdes (*représentation globale*).

Une première couche cachée de neurones gaussiens est entièrement connectée à la deuxième couche cachée de neurones sigmoïdes. La sortie de ces neurones est connectée à un neurone de sortie, mais également réinjectée sur l'entrée des neurones gaussiens. Le vecteur d'entrée de chaque neurone gaussien est alors :

$$x(k) = (s_1(k-1), s_2(k-2), \dots, s_n(k-n), y_1(k-1), y_2(k-2), \dots, y_m(k-m)) \quad (2.11)$$

avec $s_i(t)$ $i=1, n$ représentant les entrées du réseau à l'instant t , et $y_i(t-1)$ $i=1, m$ les sorties des neurones sigmoïdes de la deuxième couche cachée à l'instant $t-1$.

Ce réseau de neurones a été appliqué sur un problème d'apprentissage de séquences d'une grammaire d'un automate à états finis. La même application avec une architecture légèrement différente d'un *RBF* récurrent peut être trouvée dans (Sorel *et al.*, 2000), et avec un *PMC* récurrent dans (Giles *et al.*, 1992).

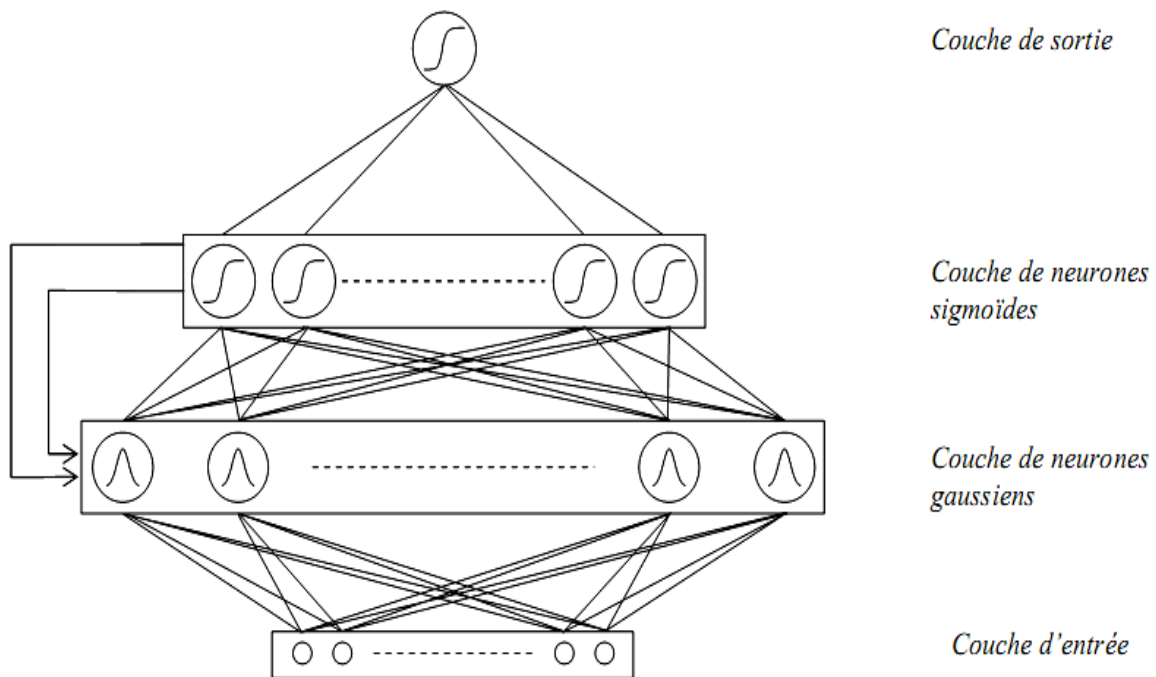


Figure 2.8 : *L'architecture de Frasconi pour un RBF récurrent.*

4.7 Architecture DGNN :

Ce réseau DGNN présente un caractère générique, en incluant des neurones récurrents de type gaussiens, sigmoïdes et linéaires (Figure 2.9). A partir de l'application et des performances souhaitées, un algorithme génétique est mis en œuvre afin de déterminer la topologie et les paramètres optimaux du réseau.

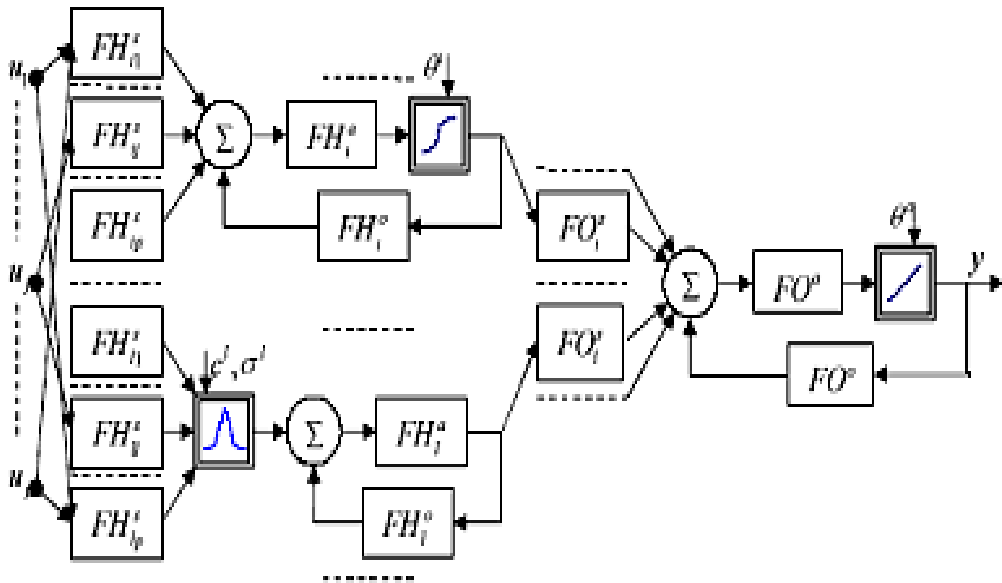


Figure 2.9 : Topologie du DGNN

5 Algorithmes d'apprentissage pour réseaux récurrents

5.1 Fixed Point Learning :

Ce type d'algorithme d'apprentissage permet d'affecter aux poids des connexions les valeurs assurant la convergence vers un point d'équilibre. Néanmoins, la convergence de ce type d'algorithme souffre dans certains cas d'une dépendance des conditions initiales.

En effet, un changement infinitésimal des conditions initiales ou de la pente d'un point intermédiaire sur la trajectoire, peut changer le point d'équilibre vers lequel le système évolue [27].

5.2 Rétropropagation récurrente :

L'algorithme de rétropropagation récurrente a été proposé par Pineda et Almeida [7] qui ont remarqué que l'algorithme de rétropropagation du gradient est un cas particulier d'un gradient de l'erreur plus globale.

5.3 Trajectory Learning :

L'algorithme « fixed point learning » présenté précédemment est incapable de reproduire des séquences ou des trajectoires temporelles. On dira que ce sont des modèles qui utilisent le temps. En d'autres termes, la convergence du réseau vers un état stable suppose une certaine temporalité. Par contre, dans la deuxième catégorie d'algorithmes d'apprentissage, le temps est traité par le réseau de

neurones. Le paramètre temps représente une donnée à traiter par le processus d'apprentissage. Leur but est donc d'apprendre au réseau de neurones à reproduire une séquence temporelle grâce à sa mémoire dynamique. On peut recenser cinq algorithmes d'apprentissage pour réseaux récurrents dit Trajectory Learning [27]: la Rétropropagation dans le temps ou Back-Propagation Through Time : BPTT [7] ; la Propagation Avant ou Forward Propagation appelé aussi Real Time Recurrent Learning : RTRL [27] ; la Propagation Avant Rapide ou Fast Forward Propagation : FFP; l'approche par Fonction de Green ou Green Function : GF et enfin l'approche par Block Update : BU [20]. D'autres algorithmes d'apprentissage ont été proposés ces dernières années, parmi lesquels : Temporal Recurrent Back-Propagation qui se trouve à la croisée du BPTT et l'algorithme de rétropropagation récurrente par Aussem en 1995 [20] ; Recursive Back-Propagation (RBP) et sa version temps réel Causal Recursive Back-Propagation (CRBP) par Campolucci et al. en 1999; une autre technique qui se base sur une approximation du gradient de l'erreur proposée par Atiya et al. en 2000; et enfin une technique d'apprentissage appelée Statistical Approximation Learning (SAL) appliquée à une architecture de réseau récurrent bien particulière appelée Simultaneous Recurrent Networks (SRN) proposée par Sakai et al. en 2002 [20]. Nous présentons brièvement les deux algorithmes d'apprentissage les plus utilisés pour les réseaux de neurones récurrents : BPTT et RTRL.

5.4 Rétropropagation dans le temps « Back-Propagation Through Time : BPTT »

Le principe de cette méthode consiste à déplier un réseau récurrent. Le réseau ainsi déplié est de type feedforward et peut faire l'objet d'un apprentissage par une version légèrement modifiée de l'algorithme de rétropropagation. La duplication (le dépliage) ne s'applique que pendant la phase d'apprentissage.

Le principal problème que pose l'algorithme de rétropropagation du gradient dans le temps est qu'il nécessite beaucoup de ressources informatiques. Pour de longues séquences ou des séquences de longueur inconnue, il devient inutilisable. Plus de détails sur ce type d'algorithme sont présentés dans [27].

5.5 Le RTRL (Real Time Recurrent Learning):

L'algorithme de rétropropagation dans le temps représente une technique d'apprentissage hors-ligne. Williams et Zipser en 1989 ont proposé un algorithme pour l'apprentissage des réseaux récurrents sans avoir à connaître la longueur de l'horizon temporel de la séquence d'apprentissage. La mise à jour des poids s'effectue au fur et à mesure que les données sont présentées au réseau sans avoir

à dupliquer le réseau récurrent [27]. Leur principal désavantage est que le réseau de neurones doit être entièrement connecté et souffre d'une certaine lenteur du temps d'apprentissage.

Notons que cette démarche est analogue à celle utilisée habituellement sur les réseaux à propagation avant, qui consiste à appliquer les modifications aux poids après chaque exemple au lieu d'attendre la fin du cycle complet de présentation des données. Par ailleurs, cette technique ne garantit pas le suivi du gradient total de l'erreur de toute une séquence d'apprentissage.

6. Réseaux de neurones Récurrents à Fonctions de base Radiales (RRBF)

Nous allons voir une architecture de réseau Récurrent Radial Basis Function dynamique capable d'apprendre des séquences temporelles. L'aspect récurrent ou dynamique est obtenu grâce à une cascade de neurones bouclés au niveau de la première couche. Cette couche représente la mémoire dynamique du réseau RBF lui permettant d'apprendre des données en fonction du temps [5].

Le réseau de neurone qu'on a choisit combine les avantages des réseaux à fonction de bases radiales et ceux des réseaux dynamiques. En effet, le temps est représenté selon deux aspects : une représentation spatiale via une fenêtre temporelle (TDNN, NETtalk, TDRBF), et une représentation implicite ou dynamique du temps via une récurrence dans les connexions.

Les algorithmes d'apprentissage dans les réseaux récurrent permettent, lorsque les modèles classiques de type *feedforward* ont échoué, d'envisager la résolution des problèmes dans lesquels le temps occupe une place essentielle.

Ce réseau de neurones considère le temps comme une représentation interne au réseau [7], [27]. La dynamique d'un signal peut être prise en compte par le biais d'une cascade de neurones bouclés (Figure 2.9). L'auto-connexion des neurones d'entrée permet de prendre en compte un certain passé des données. En effet, la sortie du neurone bouclé dépend de son entrée à l'instant t et de sa sortie à l'instant $(t-1)$ pondéré par le poids w_{ii} de l'auto-connexion. Une étude détaillée de ce neurone bouclé est présenté dans le rapport de Bernauer en 1996. En fonction du poids de w_{ii} , le neurone bouclé peut exhiber deux types de comportement : comportement d'oubli et comportement de mémorisation temporaire.

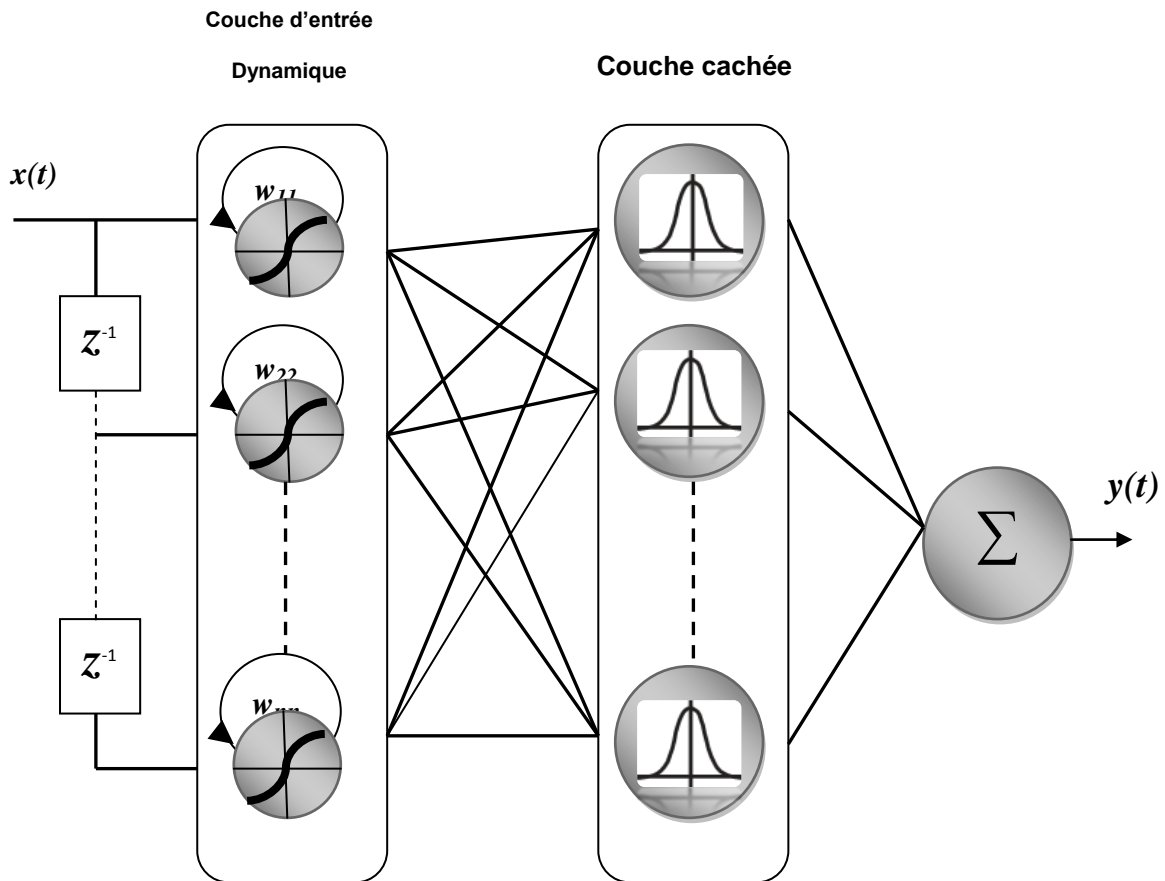


Figure 2.9 : Topologie du RRB.

La sortie du réseau de neurone est définie par :

$$y(t) = \sum_{i=1}^n w_i \phi_i(\mu_i, \sigma_i) \quad (2.12)$$

Où w_i représente le poids de la connexion entre les neurones cachés (gaussiens) et le neurone de sortie. La sortie des neurones gaussiens a l'expression suivante :

$$\phi_i(\mu_i, \sigma_i) = \exp\left(-\frac{\sum_{j=1}^m (x^j(t) - \mu_i^j)^2}{\sigma_i^2}\right) \quad (2.13)$$

Avec μ_i et σ_i qui représente respectivement le centre et la dimension du rayon d'influence de l'ième prototype (mémoire statique). La sortie $x^j(t)$ neurones bouclés représente une sorte de mémoire dynamique avec l'expression suivante [5] :

$$a^j(t) = w_{ij} x^j(t-1) + x^{j-1}(t) \quad (2.14)$$

$$x^j(t) = f(a^j(t)) \quad (2.15)$$

La sortie du neurone bouclé sera donc :

$$x^j(t) = \frac{1 - \exp[-k(\bar{w}x^j(t-1) + x^{j-1}(t-1))]}{1 + \exp[-k(\bar{w}x^j(t-1) + x^{j-1}(t-1))]} \quad (2.15)$$

Tel que $j = 1, \dots, m$ représente le nombre de neurones de la couche d'entrée.

La première étape du processus d'apprentissage consiste à déterminer les centres ainsi que les rayons d'influence des prototypes par une technique non-supervisée. Ces prototypes sont extraits de la sortie des neurones bouclés (mémoire dynamique). Chaque signal temporel est donc caractérisé par un nuage de points dont les coordonnées sont les sorties des neurones bouclés à chaque instant t . Nous avons adopté l'algorithme RCE [9] pour la détermination des paramètres des prototypes. Ceux-ci sont ajoutés au fur et à mesure que les données se présentent au réseau. Les rayons d'influence sont ensuite ajustés en fonction d'un seuil. Les poids des connexions de sortie sont déterminés par la technique de régression linéaire (apprentissage supervisé).

7. Application du réseau RRB à la détection du QRS du signal ECG

Le complexe QRS est la partie la plus significative du signal ECG, il donne les informations utiles sur le comportement cardiaque.

Par conséquent, la détection fiable du complexe QRS demeure un domaine de recherche important. Dans l'environnement clinique, cette détection est très difficile. Ceci est dû principalement à la morphologie du complexe QRS qui change de manière significative d'un état sain à un état malade :

1. Plusieurs autres signaux dans l'enregistrement de l'ECG, tel qu'une onde T élevée peuvent être morphologiquement semblables à un complexe QRS.
2. Les divers types de bruit (provoqués par un stimulateur, une interférence de ligne de puissance, ou le mouvement du patient) interfèrent dans la détection du QRS.
3. La qualité et la largeur de bande de fréquence du signal ECG enregistré peuvent changer de manière significative, et celles-ci dépendent fortement des conditions de l'enregistrement (diagnostic ou surveillance) et de l'environnement d'enregistrement (ambulance, salle, pendant l'exercice ou au repos).

Plusieurs méthodes ont été utilisées pour la détection du complexe QRS, tel que le détecteur du QRS basé sur un seuil adaptatif, des détecteurs basés sur la prédiction linéaire [12], sur des filtres numériques [14], par l'analyse fréquentielle [23], sur l'amplitude et les dérivées [13], sur les réseaux de neurones [6] et sur les ondelettes [26].

7.1 Structure des détecteurs du complexe QRS :

Un détecteur de complexe QRS est généralement composé des quatre étages suivants :



Figure 2.10: Schéma bloc d'un détecteur de QRS.

Dans notre application, deux filtres ont été mis en œuvre. Le signal ECG est ensuite transformé pour mettre en exergue les informations qui concernent le QRS. Ensuite, la transformée est seuillée, puis un étage de décision sélectionne les occurrences de QRS parmi les candidats.

7.2 Algorithmes de détection existants :

La détection du QRS a fait l'objet de nombreux travaux depuis une trentaine d'années et continue d'être un champ de recherche très actif. On peut ainsi trouver des algorithmes basés sur :

1. la dérivée première [13].
2. les dérivées première et seconde [13], [21].
3. sur des filtres numériques [11], [24], [14].
4. sur des transformations non linéaires [21].
5. prédiction linéaire (moins performante) [12].
6. Des filtres d'ordres fractionnels [31].

D'autres travaux ont utilisé les ondelettes et les réseaux de neurones [26], [6].

7.3 Comparaison de détecteurs de QRS :

Plusieurs comparaisons quantitatives de performances ont été présentées dans la littérature [9], [21]. Ces évaluations sont généralement effectuées sur des enregistrements provenant de bases standard tel que le MIT-BIH [3], [4], et sont basées sur des scores de détection généralement exprimées en terme de sensibilité et de spécificité. Un score moyen calculé sur l'ensemble des résultats est sensé refléter les performances générales des détecteurs. Cependant, un ECG est composé de différents niveaux de bruit et de morphologies de QRS variées, un score moyen n'explique donc pas quelles sont les caractéristiques spécifiques du signal qui affectent les résultats des détecteurs. De plus, une comparaison fiable des résultats implique que l'évaluation des performances des détecteurs de QRS doit être faite sur la même base de données, ce qui n'est pas toujours le cas dans la littérature.

L'étude réalisée par Friesen et al. [9] constitue un bon exemple de comparaison de détecteurs. Les auteurs comparent neuf algorithmes de détection de QRS par rapport à un ECG standard. Cet ECG est corrompu par cinq types de bruit artificiels représentatifs des bruits rencontrés en situation clinique. Les auteurs sélectionnent le meilleur détecteur en comparant les performances moyennes et en montrant que chaque détecteur est influencé différemment selon les contextes de bruit. Cependant cette étude ne prend ni en compte l'étape de filtrage ni les effets de la morphologie du QRS sur la détection. Cependant, l'influence des morphologies de QRS n'a pas été étudiée. C'est pourquoi Portet [21] a proposé une nouvelle méthode de comparaison. La méthode mise au point compare un ensemble de détecteurs de QRS sous différentes conditions de bruit et de morphologie afin de déterminer le détecteur le plus adapté à un contexte donnée.

7.4 Méthode adoptée :

Pour notre étude, nous avons besoin d'une méthode robuste pour détecter efficacement le complexe QRS, pour cela on a adopté une méthode de prédiction basée sur les réseaux de neurones dynamique RRBFB [5] [20], et c'est l'erreur résiduelle du prédicateur qui va être exploitée le schéma du détecteur ainsi que la forme du signal aux différentes étapes du traitement est représentée sur les figures 2.11 et 2.12:

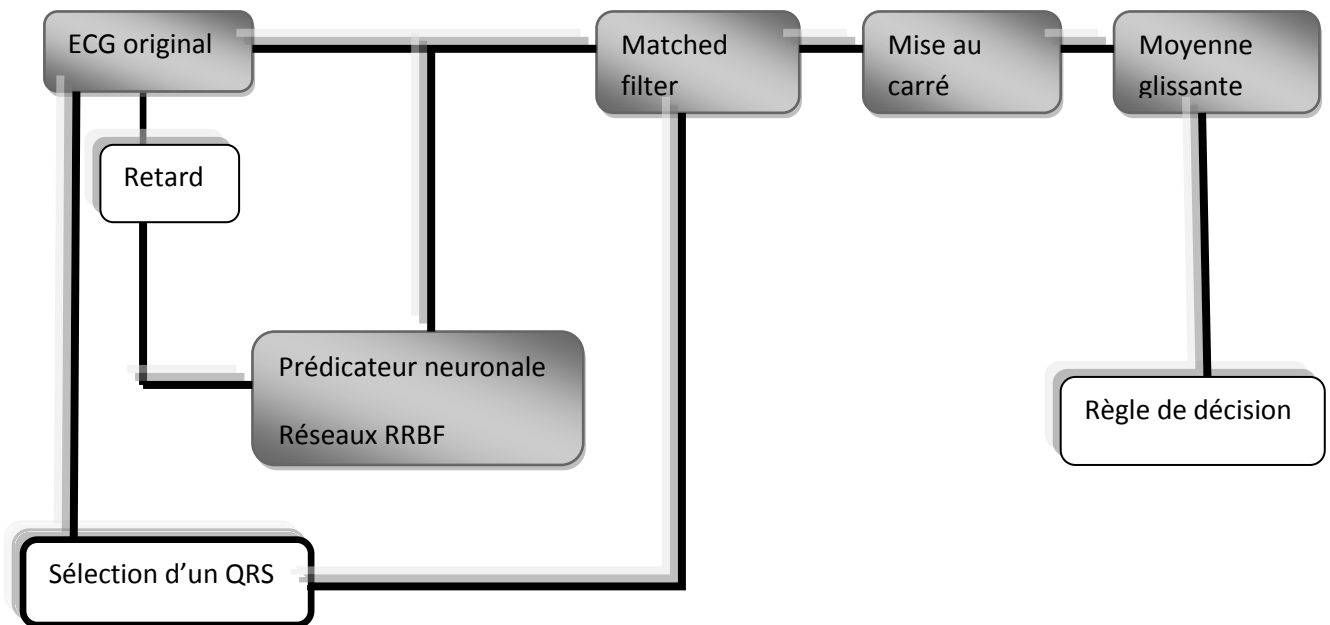


Figure 2.11 : Schéma général du détecteur.

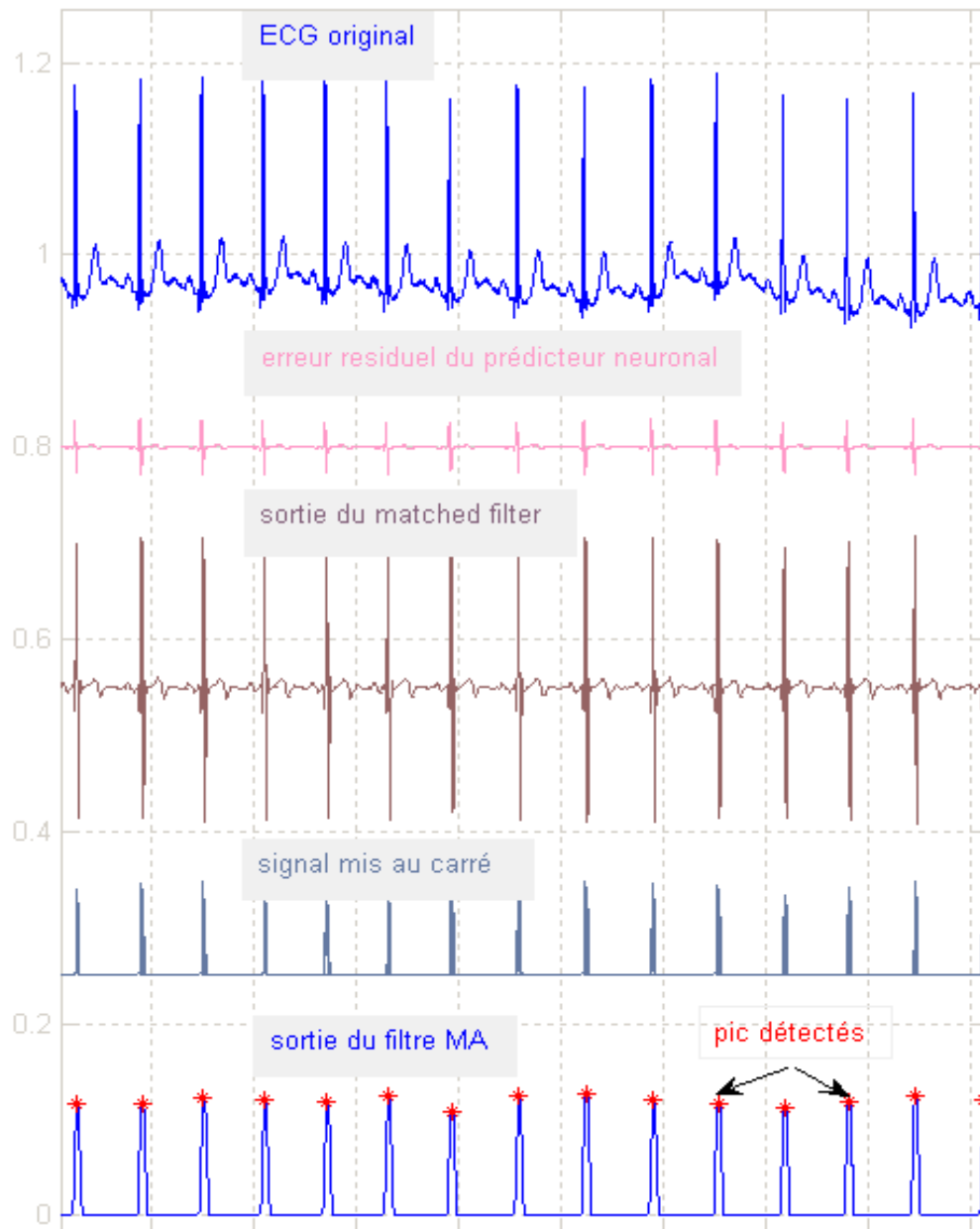


Figure 2.12 : forme du signal aux différentes étapes de traitement.

Dans ce qui suit nous allons présenter en détail les différentes étapes de la méthode.

7.4.1 Prédicateur basée sur réseau RRB :

Une bonne détection des complexes QRS nécessite un traitement du signal plus élaboré. Nous présentons ici une méthode de filtrage non linéaire du signal. L'idée générale est d'exploiter non seulement la grande dynamique des ondes R, mais aussi une propriété qui leur est propre : leurs variations rapides. Nous utilisons pour cela un filtrage adaptatif à base de réseau de neurones récurrent et dynamique.

Et nous allons essayer par un nombre d'entrées suffisantes du réseau de neurones, nous tenterons de réaliser une prédiction de l'échantillon suivant immédiatement cet ensemble dans le but de mettre au point un filtrage plus efficace du signal ECG. En effet, le renvoi du signal d'erreur de prédiction laisse à penser – si la prédiction est efficace – qu'on peut ajuster les paramètres du réseau de telle façon que seul la partie la plus significative de notre signal (complexe QRS) sera transmise à la sortie et c'est dû à la dynamique de ce complexe. Nous ne disposons d'aucune information quant au dimensionnement de ce réseau et devons donc explorer l'ensemble des possibilités de manière à affiner notre choix de configuration de réseau. En effet, Le nombre d'unités devra être déterminé de manière à obtenir une prédiction efficace. Si les unités ne se résument pas au signal complet, il faudra alors envisager une adaptation dynamique des paramètres du réseau pour prédire le signal complet. Ces deux étapes seront réalisées par un ensemble d'essais successifs.

On a opté pour un réseau dynamique de type RRB, ce réseau s'inspire des avantages dynamiques des représentations localement récurrentes et de la souplesse d'utilisation des réseaux RBF.

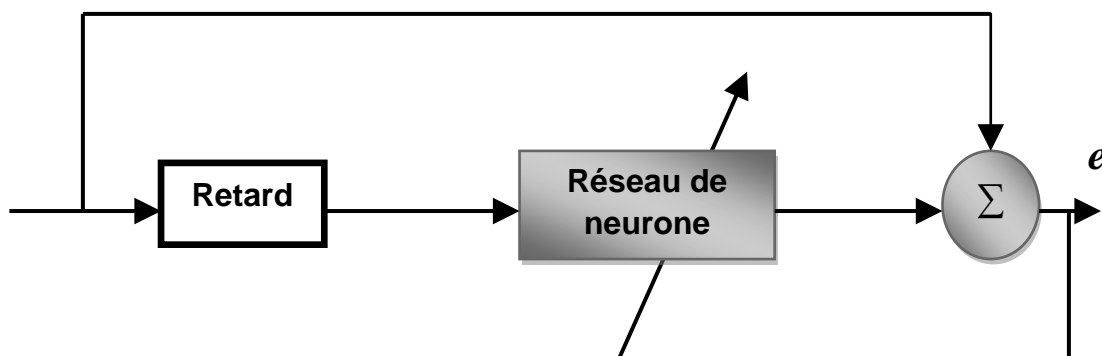


Figure 2.13 : *Diagramme d'un prédicateur adaptatif à base de réseau de neurones*

L'erreur résiduelle est : $e(t) = x(t) - y(t)$ (2.16)

Avec : $y(t) = \sum_{i=1}^n w_i \phi_i(\mu_i, \sigma_i)$ (2.17)

Pour l'apprentissage le principe est de minimiser l'erreur quadratique E

$$E = 1/2 \sum e(t)^2 \quad (2.18)$$

L'ajustement des paramètres du réseau se fera par descente de gradient

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t) + \eta_1 u_j e_j \quad (2.19)$$

$$\mu_{ik}(t+1) = \mu_{ik}(t) + \eta_2 \frac{(x_{t-i} - \mu_{ik})}{\sigma_{ik}^2} \sum_j u_j e_j \quad (2.20)$$

$$\sigma_{ik}(t+1) = \sigma_{ik}(t) + \eta_3 \frac{(x_{t-i} - \mu_{ik})^2}{\sigma_{ik}^2} \sum_j u_j e_j \quad (2.21)$$

$$u_j = w_{ij} \phi_j(x_{t-i}) \quad (2.22)$$

On peut voir sur la figure le signal original et l'erreur résiduelle du prédicteur.

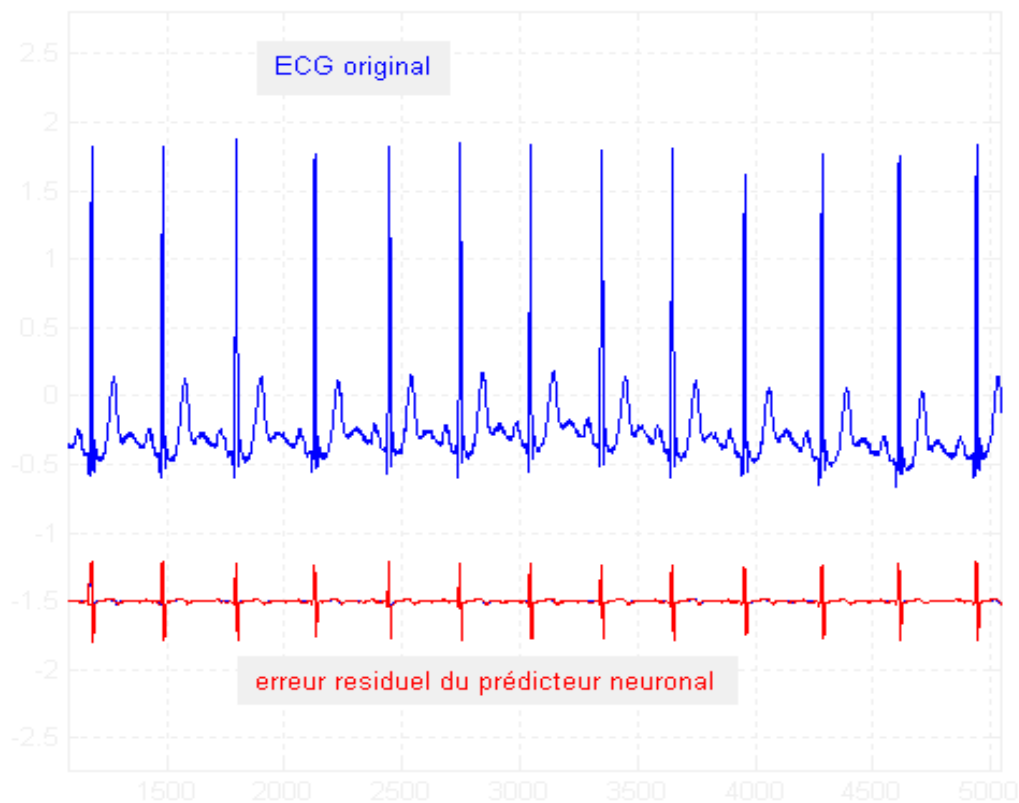


Figure 2.14 : signal original et erreur du prédicteur.

7.4.2 Matched filter :

Le filtre adapté a pour rôle de maximiser le rapport signal sur bruit SNR pour un signal connu noyé dans un bruit qui possède des statistiques connu.

Le filtre adapté est un détecteur optimal si $n(t)$ est processus aléatoire de bruit blanc, malheureusement ce n'est pas le cas car pour le signal ECG $n(t)$ inclus le bruit de fond, mais aussi des artefacts (dus aux instruments, aux muscles, etc.) (chapitre1). Mais ces bruits sont corrélés dans les composantes de basses fréquences. Le prédicteur qu'on a utilisé pour la première étape du traitement a bien remédié à ce problème et on peut considérer que les composantes de corrélation dans le bruit sont enlevées.

Donc on peut utiliser un filtre adapté dont la réponse impulsionnelle est un simple QRS (fig 2.15), (Tompkins [8] a proposé un filtre dont la réponse est ajustable).

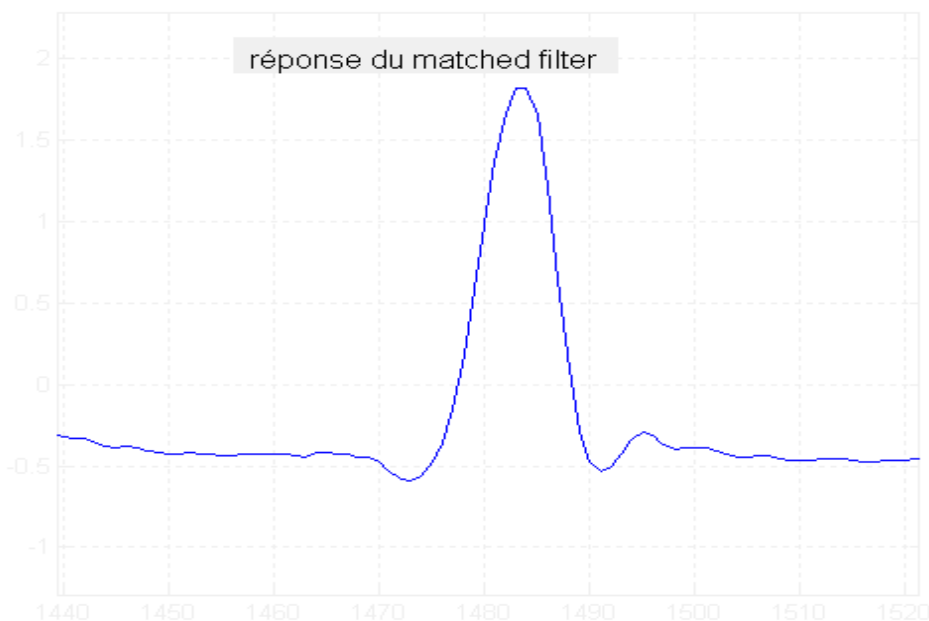


Figure 2.14 : réponse du matched filter

7.4.3 Transformation non linéaire :

Afin d'accentuer le contraste mis en évidence par le filtrage, on élève au carré le signal obtenu, ce qui permet, en outre, d'éliminer le signe et d'assurer la symétrie de détection entre les ondes R et les ondes QS.

7.4.4 Filtre à moyenne glissante :

Ce filtrage permet d'obtenir un maximum unique pour chaque complexe. La taille de la fenêtre doit être adaptée à la largeur moyenne d'un complexe QRS. Si elle est trop grande, le maximum est décalé en temps par rapport à la position du R (influence de l'onde T) ; si, au contraire, elle est trop petite, on obtient plusieurs pics pour une même onde R. La taille, choisie ici de manière empirique, est de 0.15 seconde [6] ce qui correspond au double de la largeur moyenne d'un complexe QRS.

La forme du signal à la sortie de ce filtre est montré sur la figure ;

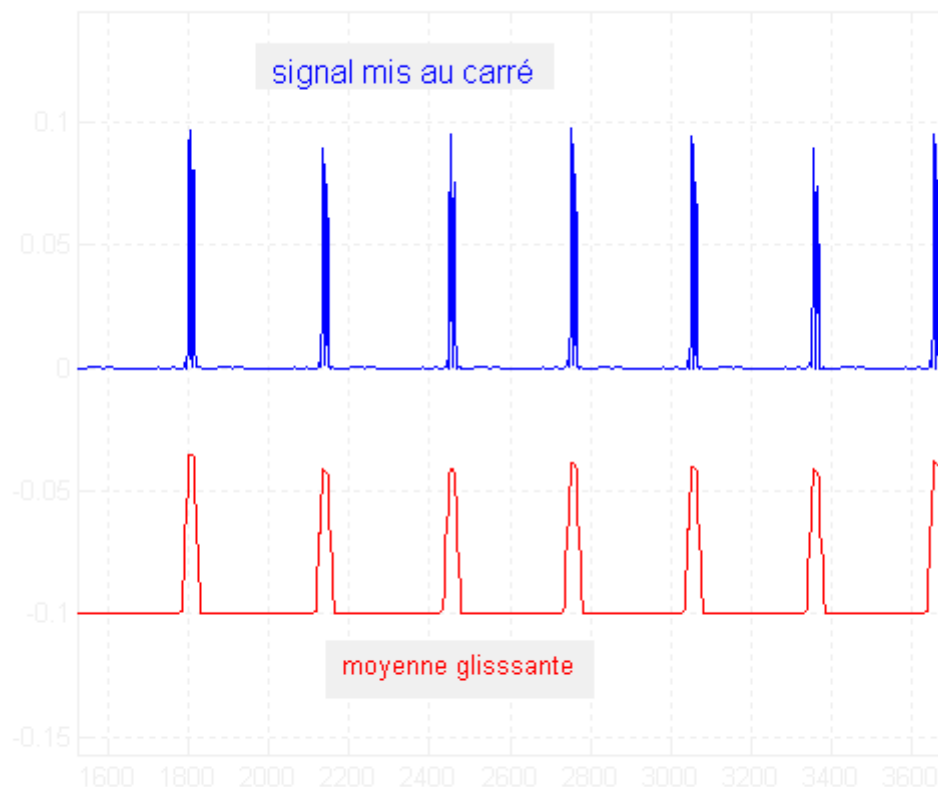


Figure 2.15 : forme du signal mis au carré à la sortie du filtre à moyenne glissante

7.4.5 Seuillage :

A l'issue du traitement précédent, le signal disponible possède un maximum absolu pour chaque complexe QRS ; il possède en outre d'autres maxima locaux, de plus faible amplitude en général, qui correspondent soit à du bruit, soit aux ondes T. Cette étape consiste donc en une recherche de maxima capable de ne pas prendre en considération les maxima trop faibles qui peuvent correspondre au bruit en effectuant un seuillage en amplitude et ceux trop proches qui risquent d'être introduits par les ondes T en effectuant un seuillage temporel.

a Seuil de détection en amplitude :

L'étape de seuillage et de décision a un rôle primordial sur la qualité du détecteur. C'est la méthode globale qui est utilisée par défaut dans les algorithmes [13], [6], excepté pour les détecteurs [24] qui utilisent un seuillage très spécifique. C'est pourquoi on a opté pour une méthode de seuillage globale en nous basant sur des observations du signal à seuiller.

Un seuil est calculé à 30% de la valeur moyenne des 5 premiers maximums et du maximum globale du signal, ensuite on cherche le plus fort maximum dans le voisinage des QRS détectés.

b Seuil de détection en temps :

Dans plusieurs cas un simple seuillage en amplitude ne suffit pas, car on observe plusieurs pics dans le voisinage de l'onde R. On tient compte de la forte probabilité d'observer un QRS dans un certain intervalle de temps et de la durée de ce complexe:

- La durée, choisie ici de manière empirique, est de 0.15 seconde [1], ce qui correspond au double de la largeur moyenne d'un complexe QRS, et donc si on détecte deux QRS dans cette intervalle on dit qu'on a une fausse alarme.
- Si aucun nouveau complexe n'est détecté dans un intervalle de 166% de la moyenne de l'intervalle RR, alors on a un non détection.

8. résultats et discussions :

Dans ce qui suit nous allons discuter des résultats obtenues par notre méthode de travail Les ECG sélectionnés proviennent de l'électrode DII des

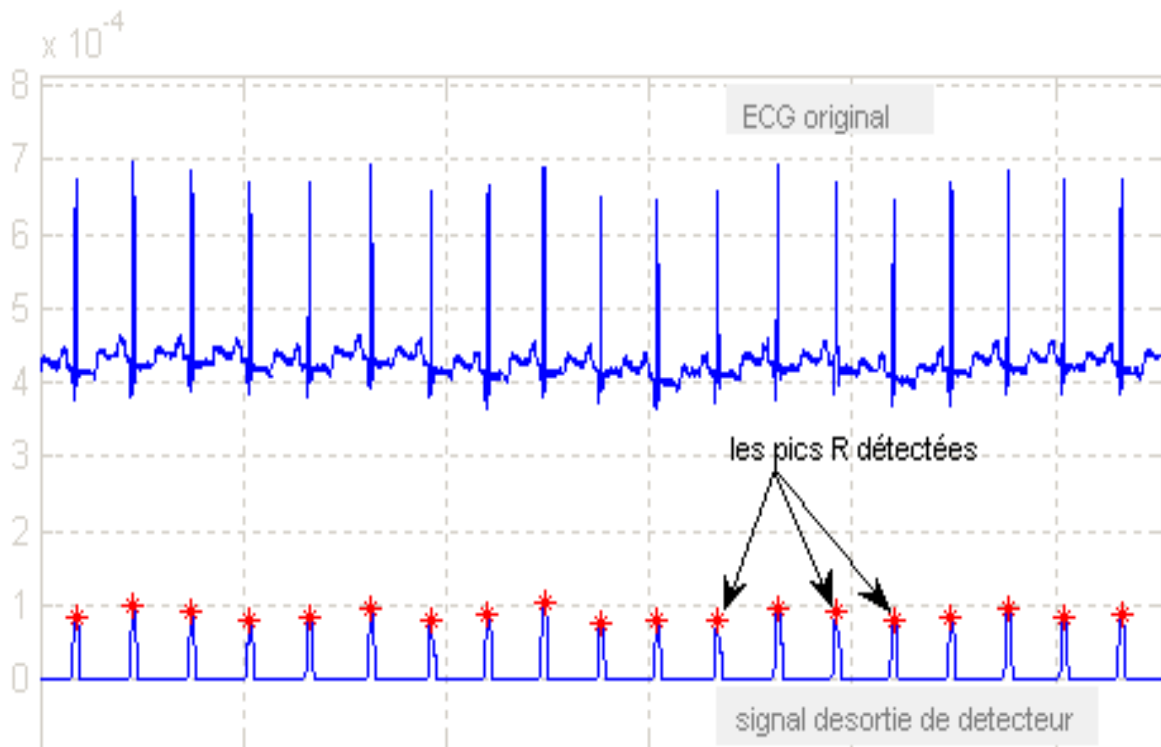
enregistrements de la base d'arythmies MIT-BIH [3],[4]. Chaque enregistrement a été annoté indépendamment. L'annotation est une date avec un label. La date correspond au moment d'apparition du R du QRS et le label correspond au type du QRS (lbbb, pvc, etc.). Ces enregistrements contiennent bruits et artefacts visibles et de nombreuses formes de QRS différentes, chaque ECG a une durée de 30 minutes échantillonnées à 360Hz.

Tout d'abord, il s'agit de convertir le signal ECG enregistré (codé) sous sa forme initiale (Le format 212 de MIT BIH Data base) [3], [4] en un autre format compréhensif par Matlab.

8.1 Application de l'algorithme :

Les résultats sont présentés sur les figures 2.16 à 3.17, ils sont notés de la manière suivante :

- a- ECG original.
- b- Pics R détectés.



4.4 **Figure 2.16 :** ECG de qualité acceptable et pas trop bruité, le traitement ne pose aucune difficulté (enregistrement 101) 5.0 $\times 10^4$



Figure 2.17 : ECG très bruité, mais le filtrage a permis de distinguer les QRS dans le signal à seuiller (enregistrement 105.)



Figure 2.18: ECG très bruité, les QRS sont bien situés (enregistrement 106)

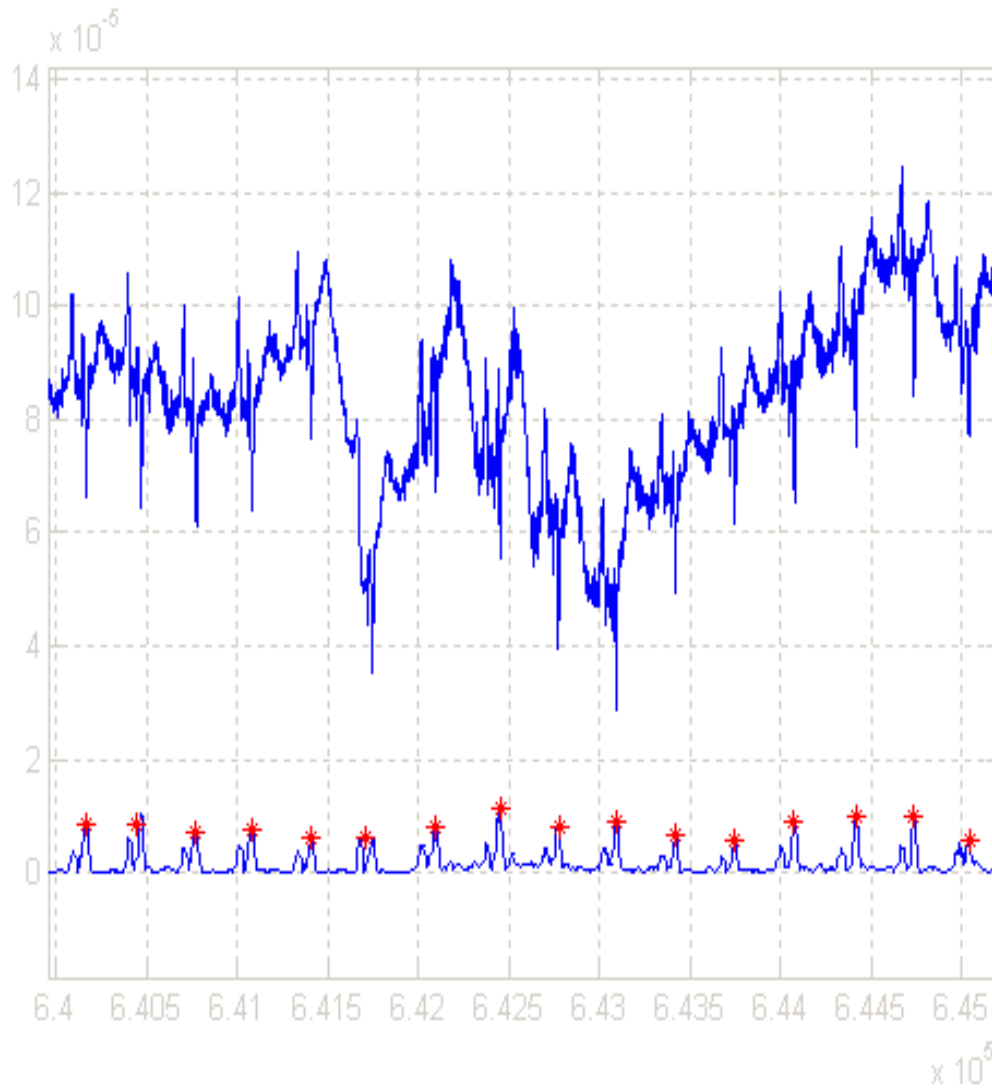


Figure 2.19 : ECG très bruité, mais le filtrage et la méthode de seuillage adaptatif en amplitude et en temps a permis de bien distinguer les pics R.

8.2 Résultats de la détection :

Pour juger de la qualité d'un algorithme de ce type, trois grandeurs sont habituellement mesurées :

- NT (Nombre Total) : qui est le nombre de battements analysés par l'algorithme,
- FP (faux positifs) : c'est le nombre d'ondes R qui ont été détectées par l'algorithme alors qu'elles ne font pas partie de cette catégorie : ces erreurs peuvent correspondre à des emplacements repérés par l'algorithme alors qu'il n'y avait aucune onde caractéristique, ou encore à une onde repérée comme R alors qu'il s'agit d'une autre onde caractéristique.
- FN (faux négatifs) : c'est le nombre d'ondes R que l'algorithme n'a pas détectées.

Le tableau 2.1 présente les valeurs de ces trois grandeurs obtenues lors des analyses des 10 enregistrements, chaque analyse a été effectuée en deux étapes :

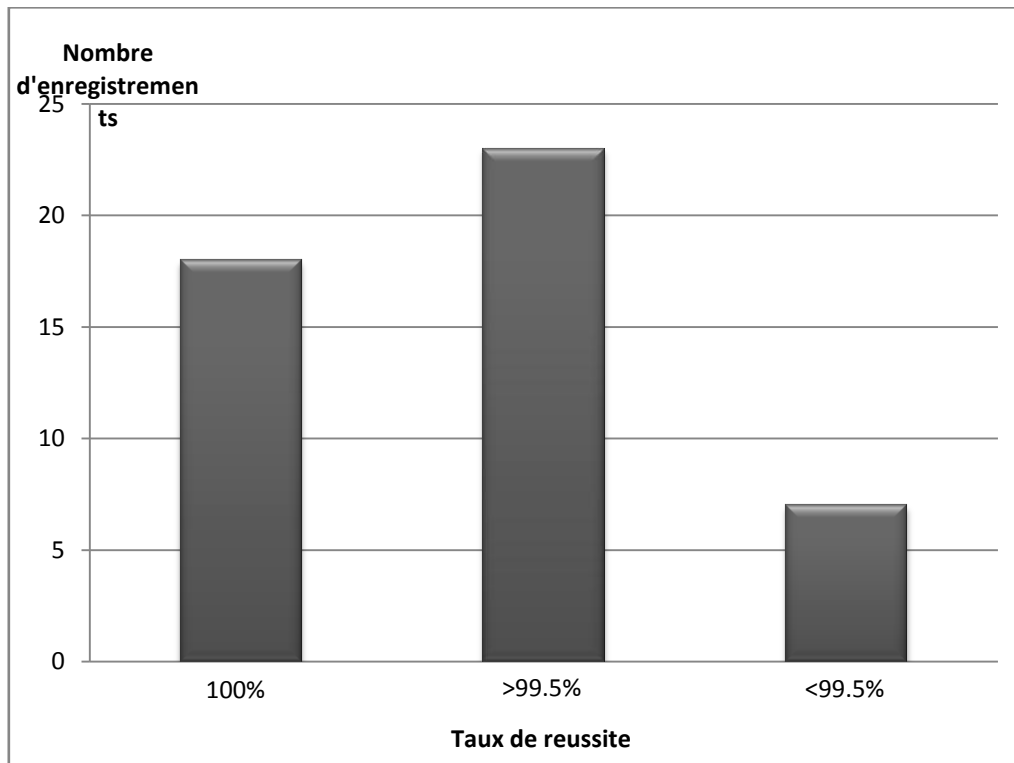
- La première étape correspond à l'analyse de la totalité des 30 minutes de chaque enregistrement.
- Lors de la seconde étape les annotations issues de l'algorithme sont comparées à celles des fichiers de référence, et toutes les erreurs sont comptabilisées.

La première colonne c'est pour le numéro d'enregistrement, tandis que la dernière est réservée pour le taux de détections réussit.

Enregistrement	N. totale de battements	FN	FP	Nf= FN+FP	Taux %
100	2273	0	0	0	100
101	1865	0	0	0	100
102	2187	0	1	1	99.95
103	2084	0	0	0	100
104	2229	1	3	4	99.82
105	2572	9	18	27	98.95
106	2027	0	2	2	99.89
107	2137	2	3	5	99.67
108	1763	15	22	37	97.91
109	2532	1	2	3	99.38
111	2124	0	0	0	100
112	2539	0	0	0	100
113	1794	0	0	0	100
114	1879	0	0	0	100
115	1953	1	2	3	99.83
116	2412	0	2	2	99.91
117	1535	0	0	0	100
118	2278	0	0	0	100
119	1987	1	2	3	99.84
121	1863	0	0	0	100
122	2476	0	0	0	100
123	1518	0	2	2	99.81
124	1619	0	1	1	99.93
200	2601	5	8	13	99.50
201	1963	11	6	17	99.11
202	2136	2	4	6	99.67
203	2980	8	15	23	99.22
205	2656	0	1	1	99.97
207	1862	1	7	8	99.57
208	2955	8	12	20	99.32
209	3005	1	3	4	99.86
210	2647	2	4	6	99.77
212	2748	0	0	0	100
213	3251	0	1	1	99.91
214	2262	0	0	0	100
215	3363	0	0	0	100
217	2208	0	1	1	99.95
219	2154	0	0	0	100
220	2048	0	0	0	100
221	2427	4	9	13	99.45
222	2484	2	7	9	99.63
223	2605	1	3	4	99.84
228	2053	0	1	1	99.95
230	2256	0	0	0	100
231	1573	0	2	2	99.87
232	1780	5	7	12	99.32
233	3079	1	3	4	99.87
234	2753	0	0	0	100
total	109626	81	154	235	99.67

Tableau 3.1 : Résultats de la détection de l'ECG de la MIT-BIH

La figure 17 présente la distribution des erreurs entre la détection issue de l'algorithme et les annotations de la base.

**Figure 2.20**: Nombre d'enregistrements de la base MIT réparti par tranches de taux de réussite.

8.3 Comparaison des résultats :

Nous comparons les résultats obtenus par notre algorithme avec ceux trouvés dans la littérature et avec deux autres architectures qu'on a testé. Les résultats de cette comparaison sont illustrés dans le tableau 2.2 :

Détecteurs	NT	FN	FP	FN+FP	Taux %
Charef et al. [31]	109492	146	256	402	99.63
Paoletti [23]	109809	379	565	944	99.32
Dubois [25]	108638	63	155	218	99.8
Notre algorithme	109626	81	155	236	99.67

Tableau 3.2 : *Comparaison des résultats des différents détecteurs.*

En se référant sur ce tableau il est bien clair que les résultats de notre algorithme sont comparables à ceux des détecteurs les plus performants pour les enregistrements qu'on a choisi de la base de donnée MIT-BIH.

On a également testé notre architecture avec deux réseaux statiques de type feedforward, on peut remarquer l'avantage d'utiliser un réseau récurrent.

Architecture	NT	FN	FP	FN+FP	Taux %
RRBF	22599	25	466	660	99.52
RBF	22599	65	193	258	98.85
PMC	22599	74	171	245	98.91

Tableau 3.2 : *Comparaison des résultats des différents détecteurs relatifs aux enregistrements 100, 101, 105, 106, 108, 119, 203, 222, 231, 233.*

9. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté de nouvelles architecture de réseaux récurrents dynamiques, et on a choisit une de ces architectures qui est un réseau RRBF pour développer un algorithme qui permet la détection des complexes QRS. le rôle du réseau RRBF était la prédiction du signal ECG cet algorithme se compose de plusieurs étapes : le filtrage du signal ECG par des modèles neuronaux consiste à la prédiction du signal ECG, l'exploitation de l'erreur résiduelle entre le signal réel et le signal prédit permet la détection du complexe QRS. Cette erreur présente des caractéristiques très significatives pour chaque complexe QRS du signal ECG, le filtre adapté permet l'amplification du rapport SNR et donc cette erreur est mieux exploitée, une fenêtre glissante vient enlever les pics parasites. On a ensuite utilisé une méthode de seuillage pour déterminer l'emplacement des ondes R.

Le réseau qu'on a utilisé combine les avantages des réseaux dynamiques, et la souplesse de l'apprentissage des réseaux RBF et représente des performances nettement meilleures que les réseaux statiques.

L'algorithme de détection a été évalué en le testant sur la base de données de MIT-BIH. Les résultats obtenus se révèlent très satisfaisants. Il sera utilisé notamment pour l'analyse du rythme.

*Chapitre 3 : modélisation du rythme
cardiaque.*

1. Introduction

L'électrocardiographie demeure aujourd'hui la méthode fondamentale pour le diagnostic et la détection précoce des maladies et des anomalies cardiaques qui représentent la principale cause de mortalité. C'est dans le cadre des études des ECGs et le développement des logiciels d'aide à la décision médicale que ce travail s'inscrit.

Le cardiologue réalise sur son patient une saisie d'électrocardiogramme (ECG), qu'on analyse par la suite par des algorithmes adéquats utilisant des techniques de traitement de signal.

En vue de classification ou de diagnostic automatique, l'extraction des paramètres des électrocardiogrammes constitue une étape primordiale. A partir des données (ou des enregistrements relativement volumineux) où on a une redondance des informations, on est amené à extraire uniquement les paramètres pertinents et nécessaires pour une tâche donnée.

Pour la mesure de la fréquence de battement par exemple, il suffit d'avoir la moyenne et l'excursion des périodes autour de cette moyenne: $F_{moy} \pm \Delta F$ D qu'on peut déduire à partir de l'algorithme de détection précédemment exposé pour en avoir une information.

Dans cette partie, on s'intéresse aux arythmies cardiaques, qui consistent en la détection du complexe QRS qu'on a déjà vu, le filtrage des différents bruits et l'extraction des caractéristiques du battement cardiaque. A la fin nous allons nous intéresser à la modélisation du rythme cardiaque.

2. Chaîne de traitement des signaux ECG :

La chaîne typique de traitement des signaux, en particulier les ECGs, est composée des phases suivantes:

- prétraitement : détection QRS et analyse du bruit.
- extraction des caractéristiques.
- Décision.

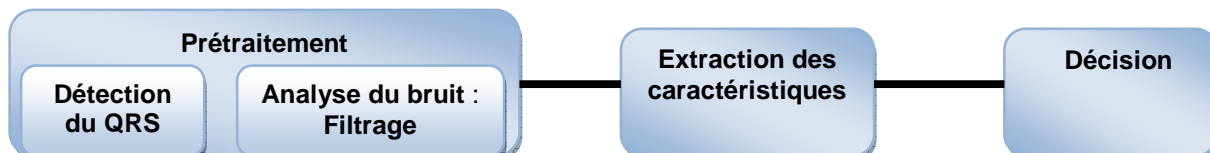


Figure 3.1 : *Chaîne de traitement automatique des ECGs.*

L'étape détection du QRS étant faite au deuxième chapitre nous allons voir dans ce qui suit les étapes qui restent du traitement.

3. Filtrage de l'ECG

Une étape importante dans le traitement de l'ECG est le filtrage du signal. La finalité de cette étape est d'atténuer ou d'éliminer les bruits présents dans l'ECG, tels que la dérive de la ligne de base ou les interférences du secteur. Le bruit causé par l'activité des muscles est beaucoup plus difficile à filtrer à cause du chevauchement entre le spectre de l'ECG et celui du bruit du muscle [22].

Le filtrage a pour but de séparer les signaux utiles des bruits indésirables. En électrocardiographie, ces bruits sont bien identifiés mais certains ont la particularité de recouvrir la bande spectrale de l'ECG, ce qui les rend difficile à filtrer. La figure 3.2 donne la densité spectrale de puissance de l'ECG et de ses différentes composantes. Sur cette figure, on voit que l'énergie de l'ECG est répartie dans la bande [2, 40] Hz qui recouvre celle des bruits cliniques typiques. Dans notre application, deux types de filtrage ont été mis en œuvre. Le premier est pour éliminer les dérives de la ligne de base et le second basé sur la transformée en ondelettes et fait pour filtrer les autres bruits.

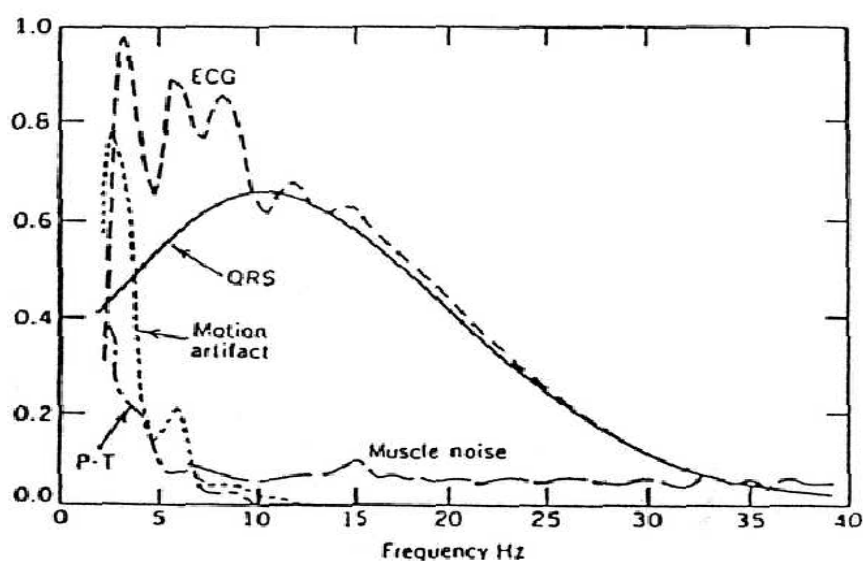


Figure 3.2: Spectre du signal ECG [21].

3.1 Filtrage de la dérive de la ligne de base

Une des tâches importantes en filtrage est celle concernant l'atténuation de la dérive de la ligne de base. L'élimination de la dérive de la ligne de base est nécessaire pour minimiser les déformations morphologiques des ondes de l'ECG.

Pour exemple, due à la dérive de la ligne de base, une onde T pourrait être plus haute que le pic de l'onde R et donc sera détectée comme onde R. Les dérives de basses fréquences sont causées en générale par la respiration ou les mouvements du patient.

Plusieurs types de méthode ont été présentés dans la littérature afin d'éliminer ce type de perturbation.

Ce travail est souvent réalisé à l'aide du filtrage passe-haut, généralement basé sur des filtres à moyenne glissante [19]. Le plus grand inconvénient de ce type de méthodes est la distorsion du signal due au chevauchement des spectres de l'ECG et du bruit. Concrètement, il s'avère impossible d'éliminer complètement la dérive de la ligne de base sans provoquer une distorsion du signal ECG avec ces méthodes de filtrage [22]. Pour cette raison la fréquence de coupure choisie pour le filtre doit représenter un compromis entre l'élimination de la dérive de la ligne base et la distorsion causée par le filtrage. Pour cela, il s'avère important de trouver les composantes fréquentielles les plus basses de l'ECG. En général, la fréquence de

battement cardiaque la plus basse est considérée comme la fréquence la plus basse de l'ECG. Durant les étapes de bradycardie, la fréquence cardiaque peut chuter jusqu'aux environs de 40 battements/minute, ce qui implique que la fréquence la plus basse présente dans l'ECG est d'environ 0.67 Hz. Puisque la fréquence cardiaque n'est pas parfaitement régulière, il s'avère nécessaire de choisir une fréquence de coupure légèrement plus basse (0.5 Hz par exemple) [22].

Afin de résoudre le problème de chevauchement entre la dérive de la ligne de base et les basses fréquences de l'ECG, dans [24] est proposé un filtre avec des caractéristiques variantes dans le temps, où la fréquence de coupure d'un filtre linéaire est contrôlée par les propriétés de basse fréquence du signal ECG (fréquence cardiaque). Puis, le filtre est implémenté comme une banque de filtres linéaires passe-bas, où chaque filtre possède des fréquences de coupure légèrement différentes. Ce type de filtre ne peut pas être utilisé avant la détection du complexe QRS car les instants d'occurrence de cette onde s'avèrent indispensables avant l'application du filtre. Finalement, une autre méthode a été proposée dans [22]. Dans cette méthode, la dérive de la ligne de base est estimée à l'aide d'un modèle polynomial, avant d'être soustraite au signal.

Pour notre travail on a opté pour un filtre à moyenne glissante MA (figure 3.3). Au début, les premiers échantillons qui correspondent à 200ms sont extraits et la valeur médiane sera calculée, et l'opération sera faite jusqu'à la fin de l'enregistrement. Après, la sortie de ce premier filtre sera l'entrée d'un second de largeur de fenêtre de 600ms. A la fin, la sortie qui va représenter la dérive de la ligne de base sera soustraite du signal original, la figure 3.4 va présenter le signal original et filtré et on remarquera l'élimination de la ligne de base.

La sortie de chaque filtre est :

$$y(i) = 1/n \sum_{i=1}^n x(n) \quad (3.1)$$

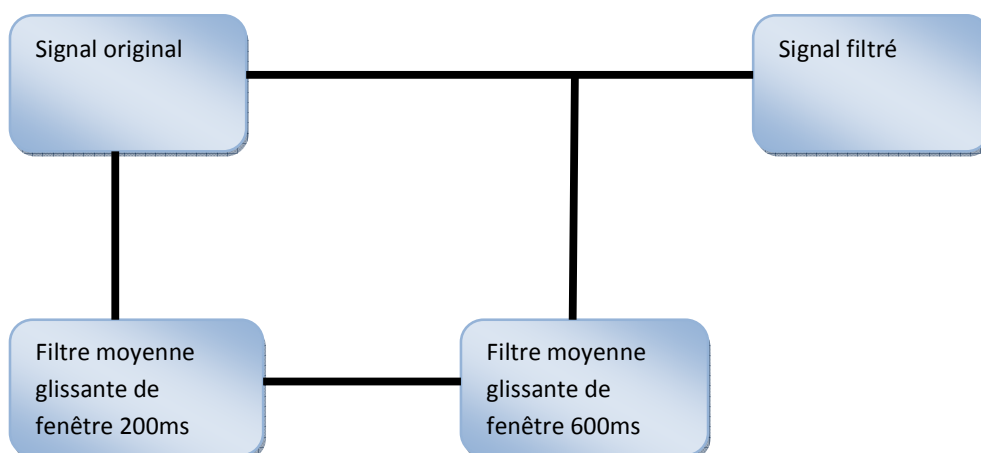


Figure 3.3 : schéma du filtre de la ligne de base



Figure 3.4 : forme du signal de sortie ainsi que la ligne de base estimée par le filtre.

On peut voir sur les figures 3.5 et 3.6 l'efficacité de ce filtrage sur des enregistrements comportant une très grande dérive de la ligne de base.

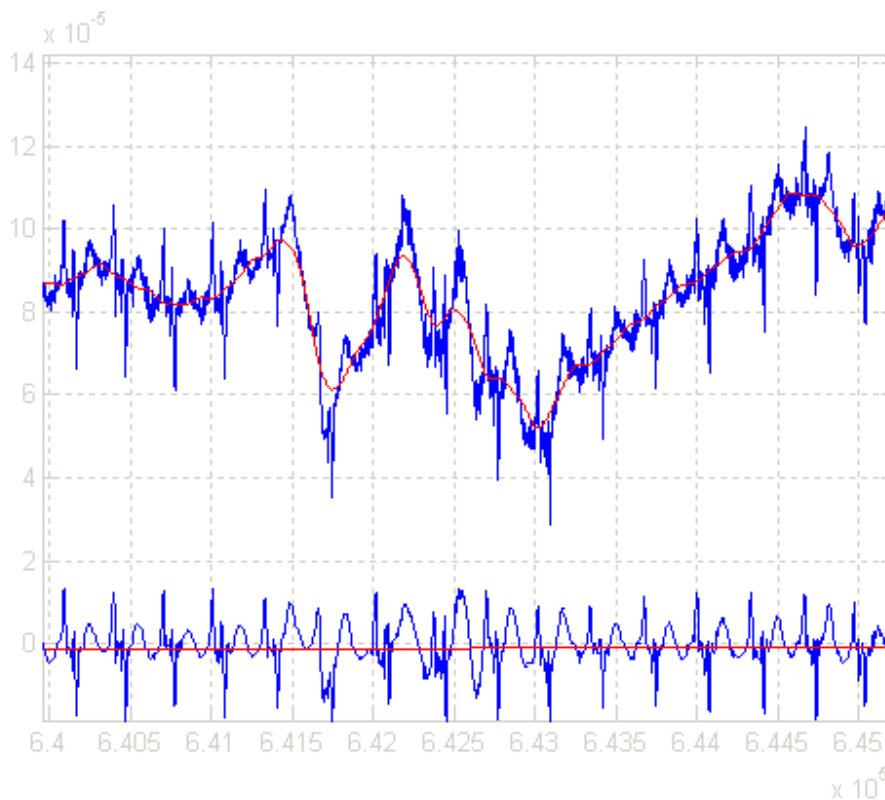


Figure 3.5 : forme du signal de sortie ainsi que la ligne de base estimée par le filtre.

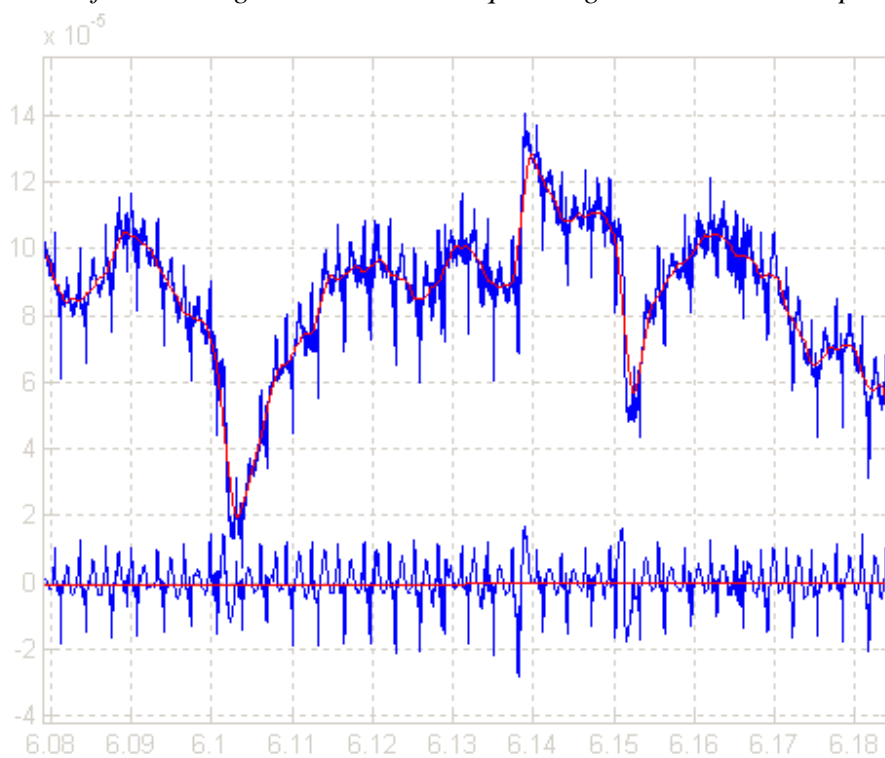


Figure 3.6 : forme du signal de sortie ainsi que la ligne de base estimée par le filtre.

3.2 Filtrage par seuillage des coefficients d'ondelettes

Les méthodes de seuillage (doux ou dur) des coefficients d'ondelettes sont des méthodes temps fréquences qui sont proposées par Donoho et al. [19]. Ces méthodes sont basées sur la Transformation en Ondelettes Discrètes DWT et sont largement utilisées pour le débruitage des signaux ECG [19], [26],[29].

Le débruitage d'un signal par DWT, consiste à conserver les composantes de détails (coefficients ou signaux) d'ondelette les plus importants en valeur absolue, les autres étant mis à zéro, puis on reconstitue de nouveau le signal à partir des coefficients seuillés d'ondelette. On peut prendre comme paramètre de décision le SNR [19], [29]. La figure 3.7 décrit la démarche de filtrage par seuillage des détails.

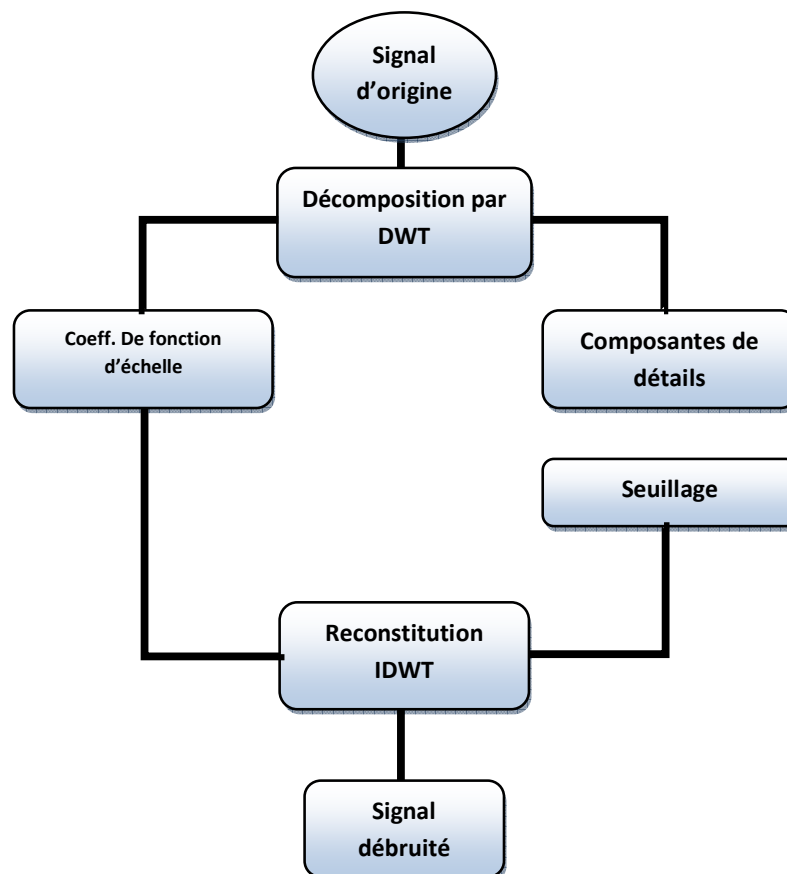


Figure 3.7 : Principe du seuillage.

Après décomposition par DWT du signal origine en ses composantes d'approximation et de détail, pour les traiter séparément, on peut ignorer les détails de faibles valeurs sans que cela n'affecte les données de manière visible. Le seuillage des coefficients d'ondelettes est donc un moyen d'éliminer les détails les plus faibles, que l'on considère comme du bruit.

Deux types de seuillage sont usuellement utilisés: dur ou doux.

La fonction de seuillage "dur", qui est représentée par la figure 3.8, est définie par:

$$D_j = \begin{cases} 0 & \text{si } |D_j| < \lambda \\ D_j & \text{si } |D_j| \geq \lambda \end{cases} \quad (3.2)$$

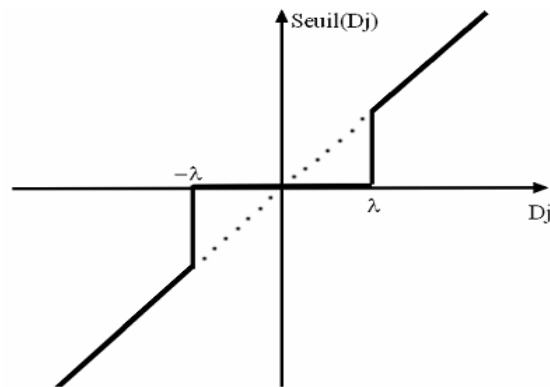


Figure 3.8 : Caractéristique entrée sortie du seuillage dur.

La fonction de seuillage "doux", donnée à la figure 3.9, est définie par:

$$D_j = \begin{cases} 0 & \text{si } |D_j| < \lambda \\ D_j - \lambda \cdot \text{sgn}(D_j) & \text{si } |D_j| \geq \lambda \end{cases} \quad (3.3)$$

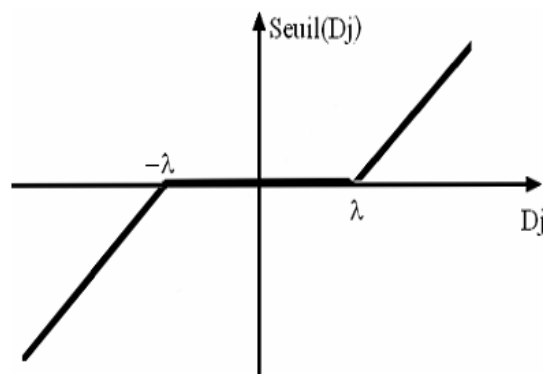


Figure 3.9 : Caractéristique entrée sortie du seuillage doux.

La méthode de seuillage "dur" est largement utilisée pour le débruitage des signaux vu sa simplicité d'implémentation malgré quelques défauts signalés dans [29]. Parmi ces inconvénients, on peut citer que le seuillage dur peut donner des oscillations dans le signal ECG reconstitué vu la discontinuité des coefficients dans l'échelle de temps. De plus, il peut réduire les amplitudes des ondes ECG, essentiellement l'onde R.

La figure 3.10 illustre l'application du seuillage dur sur les enregistrements ECG de la base MIT_BIH. Dans cet exemple on réalise le seuillage des coefficients inférieurs au coefficient λ .

$$\lambda = \frac{\max(\text{coef})}{100} \quad (3.4)$$

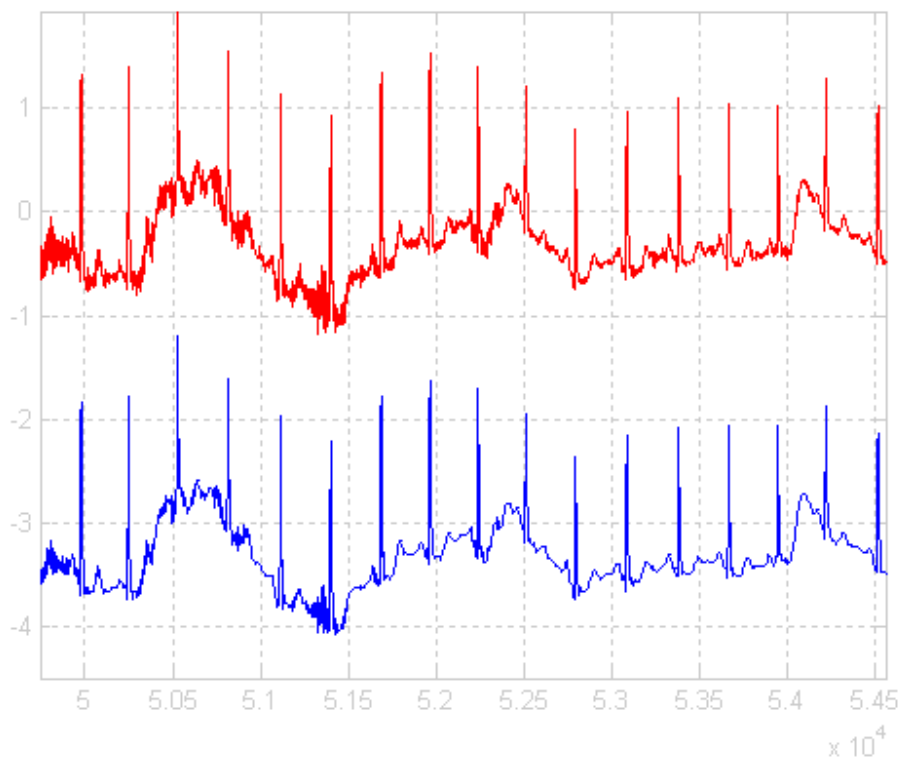


Figure 3.10 : la forme du signal après l'application du seuillage.

Le filtrage du signal ECG est donc composé de deux type de filtre (figure 3.11) le premier est pour l'élimination de la ligne de base et le second, basé sur les ondelettes,

sera utile pour filtrer les autres bruits et artefacts qu'on a vu au premier chapitre (bruit du secteur, bruit musculaire,...)

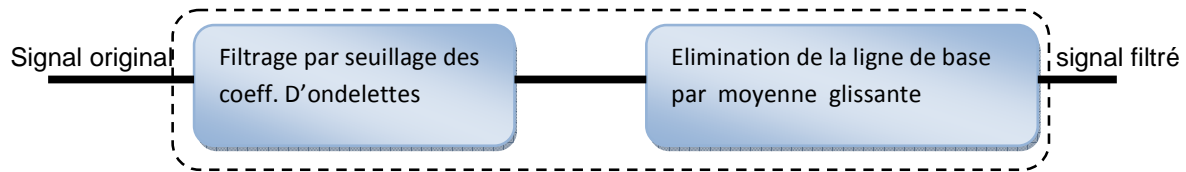


Figure 3.10 : schéma de filtrage du signal ECG.

Les résultats de ce filtre qu'on a testé sur les enregistrements de la base MIT_BIH sont illustrés sur les figures 3.11 et 3.12.

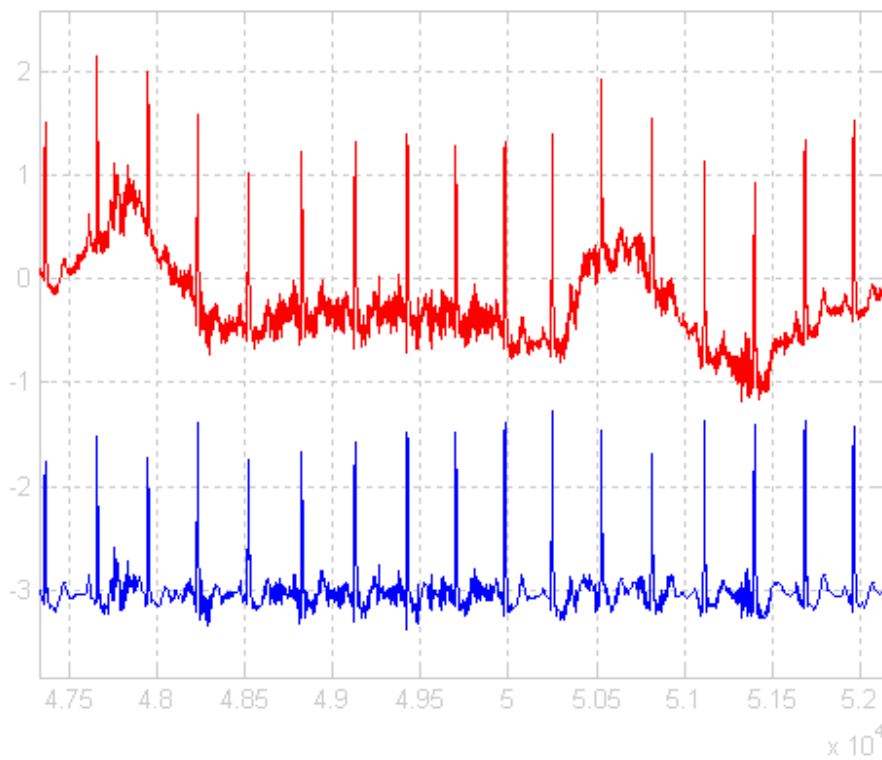


Figure 3.11 : la forme du signal après l'application du seuillage et élimination de ligne de base.

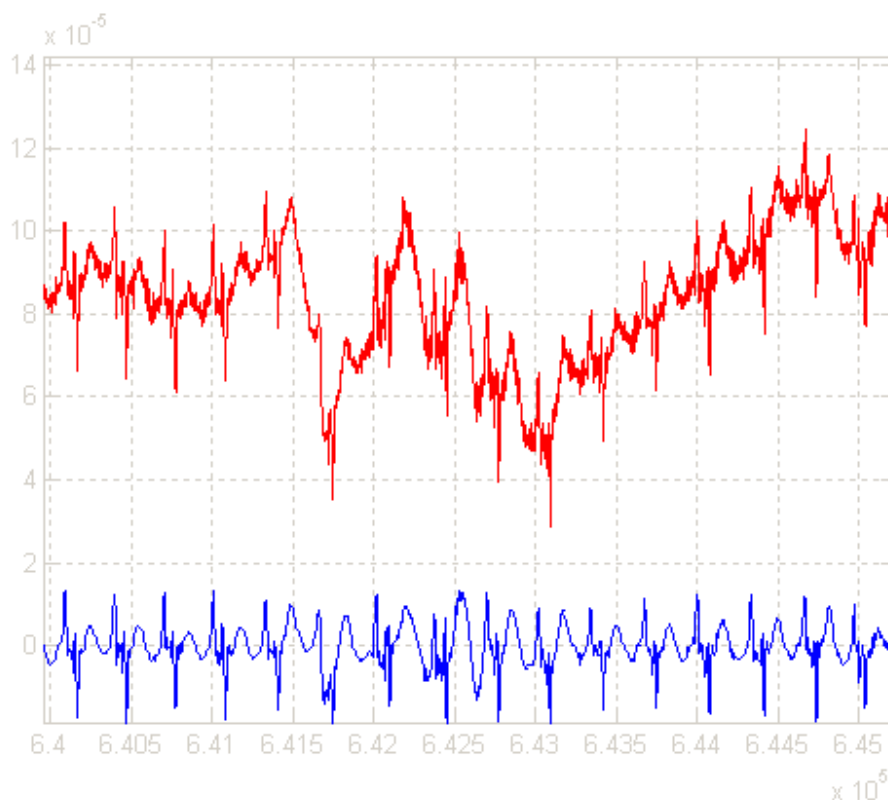


Figure 3.11 : la forme du signal après l'application du seuillage et élimination de ligne de base.

Après avoir terminé avec la phase de prétraitement, nous allons nous baser sur les résultats qu'on a obtenu pour essayer de mettre au point un système de traitement automatique des arythmies cardiaques.

4. Analyse du rythme cardiaque :

Lorsqu'on parle de rythme cardiaque, on parle à la fois du lieu de genèse de l'activité électrique du cœur et de la régularité ou non de sa propagation. Ainsi, on parle de rythme sinusal régulier lorsqu'il est régulier : l'intervalle R-R est quasi-constant sur tout le tracé avec des complexes QRS similaires.

L'analyse du rythme cardiaque à partir de l'électrocardiogramme se fait donc en deux étapes vérifiant, d'une part la régularité du rythme, et d'autre part l'origine du rythme cardiaque qui peut être :

- Sinusal (du nœud sinusal : une onde P précède chaque complexe QRS) .
- Jonctionnel (du nœud auriculo-ventriculaire : complexes QRS fins et onde P rétrograde).

- Ventriculaire (myocytes ventriculaires : complexe QRS élargi et sans onde P).
- Ectopique (issu des cellules musculaires auriculaires : onde P anormale et complexe QRS normal).
- Artificiel (pacemaker).

Dans le cas du pacemaker, le rythme est imposé par un stimulateur cardiaque implanté à proximité du cœur et relié à celui-ci par des électrodes. Selon la pathologie, les électrodes vont stimuler les oreillettes, les ventricules ou les deux.

4.1. Fréquence de battement :

Le premier paramètre est déduit à partir de l'algorithme développé de détection des QRS par les formules suivantes [Khe 07a]:

Distance RR

$$RR_{moy}(s) = \frac{L.T_{ech}}{N_{QRS}} \quad (3.5)$$

Fréquence des battements :

$$F(batt/mn) = \frac{60}{RR_{moy}(s)} \quad ou \quad F(batt/mn) = \frac{60.N_{QRS}}{L.T_{ech}} \quad (3.6)$$

L : longueur total de l'enregistrement (en nombre d'échantillon).

T_{ech} : la période d'échantillonnage (s).

N_{QRS} : Nombre de QRS détecté.

Dans le cas des données de la base MIT_BIH, On a $L=650.000$, $T_{ech} = 1/360$ s, Donc

$$F(batt / mn) = 0,03323 N_{QRS}(N_{QRS}/30)$$

ΔF est la valeur de l'écart type,

$$\Delta F = \sqrt{1/n \sum_{i=1}^n (F - \bar{F})^2} \quad (3.7)$$

La fréquence est calculé à chaque fois qu'un nouveau pic R est détecté.

Un rythme est irrégulier si la variation de fréquence est supérieure à 10% [1].

Le calcul de la fréquence des enregistrements qu'on a choisit dans le chapitre de détection donne les fréquences du tableau ainsi que l'écart type.

Enregistrement	NT	Fréq. Bat /min	Ecart type
100	2273	75.73	5
101	1865	62.16	4.84
102	2187	72.9	3.45
103	2084	69.46	4.11
104	2229	74.33	7.20
105	2572	86.39	11.37
106	2027	67.46	19.68
107	2137	71.23	7.08
108	1763	58.45	8.9
109	2532	84.4	6
111	2124	70.8	4.53
112	2539	84.63	3.73
113	1794	59.83	11.45
114	1879	62.63	16.81
115	1953	65.1	6.36
116	2412	80.4	19.96
117	1535	51.16	2.46
118	2278	75.83	9.55
119	1987	66.19	18.41
121	1863	62.1	5.61
122	2476	82.53	4.85
123	1518	50.6	5.86
124	1619	53.96	4.56
200	2601	86.7	19.95
201	1963	65.43	25.30
202	2136	71.2	23.83
203	2980	99.33	35.1
205	2656	88.53	9.42
207	1862	62.06	44.94
208	2955	98.53	25.59
209	3005	100.13	14.36
210	2647	88.23	16.53
212	2748	91.6	6.5
213	3251	108.37	7.54
214	2262	75.4	16.25
215	3363	112.1	12.66
217	2208	73.6	9.56
219	2154	71.8	19.59
220	2048	68.27	7.40
221	2427	80.9	21.78
222	2484	82.8	25.23
223	2605	86.83	13.39
228	2053	68.43	15.69
230	2256	99.01	8.58
231	1573	52.85	14.61
232	1780	52.27	36.95
233	3079	102.17	21.52
234	2753	91.77	4.97

Tableau 3.1 : *fréquence cardiaque et écart type des enregistrements qu'on a choisis de la base MIT_BIH.*

L'analyse de la variation instantanée du rythme cardiaque revient à l'étude de la variation de l'intervalle entre battements RR et c'est connu sous l'appellation variabilité du rythme cardiaque (HRV heart rate variability) [22].

Plusieurs études sur le spectre du HRV ont montré qu'il est caractérisé par trois composantes essentielles [22]: une composante de haute fréquence (HF) centrée sur la fréquence de la respiration, une composante de basse ou moyenne fréquence (LF ou MF) qui reflète l'activité vasomoteur qui régule la pression sanguine dans les artères, et une composante de très basse fréquence (VLF) qui relate la thermorégulation. Autre méthodes non paramétriques basées sur la FFT [22], paramétriques basées sur des modèles AR [22], MA et ARMA ont également été utilisées.

Une étude a utilisée récemment une technique de modélisation AR pour la classification du rythme en: rythme normal sinusal (NSR), contraction artériel prématurée (APC), contraction ventriculaire prématurée (PVC), tachycardie supraventriculaire (SVT), tachycardie ventriculaire (VT) et fibrillation ventriculaire (VF) à partir d'un ECG [22].

La modélisation AR a été toutefois très utilisé pour l'estimation de la densité spectral d'énergie de l'ECG et de l'HRV et les paramètres du extraits du model AR ont été utilisé pour la classification des arythmies.

Partant de cela, en prenant en considération les grandes performances des réseaux de neurones dans la prédiction qu'on a vu dans le deuxième chapitre et étant considérés comme un classificateur universel, nous allons essayer de partir d'une approche neuronale pour l'analyse automatique des anomalies cardiaque à partir du HRV. Pour cela une base de connaissance de 10 patients sera utilisée elle contient un bon nombre de pathologies et les performances seront évaluées.

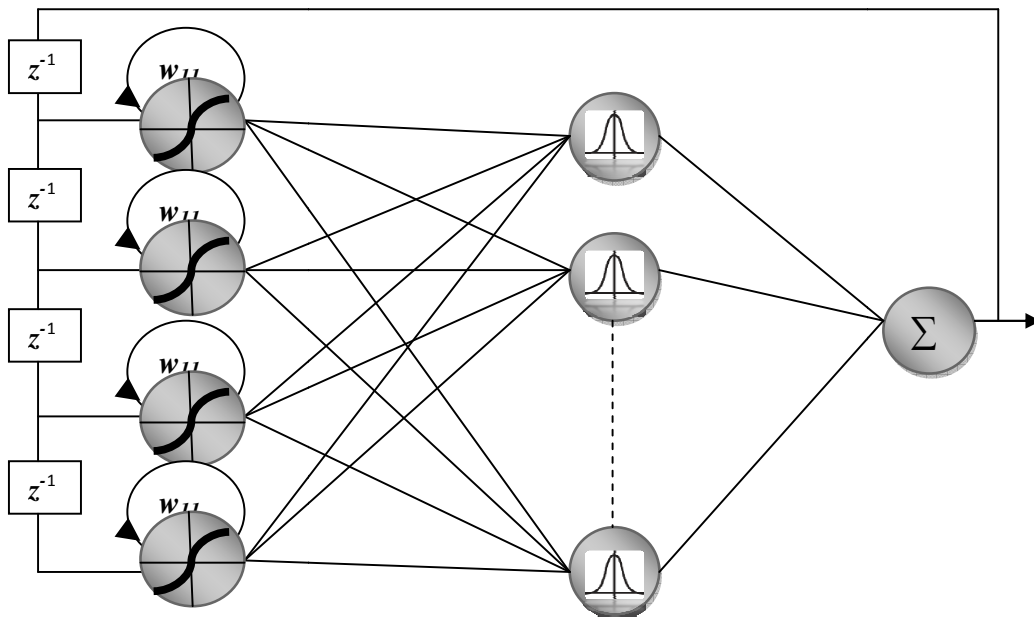


Figure 3.12 : le réseau de neurone choisi pour la modélisation.

La sortie du réseau qui sera pris comme modèle du rythme est :

$$(3.8)$$

Avec : le modèle du rythme, w_i poids de connexion de la couche de sortie et (μ_i, σ_i) les paramètres des gaussiennes.

Les paramètres de notre modèle seront donc les poids de connexion de la couche de sortie et les centres et rayons des gaussiennes.

Ils seront déterminés par le même algorithme qu'on utilisé dans le chapitre précédent.

Pour faire, nous allons choisir des segments dans les enregistrements de la base MIT_BIH qui correspondent aux différents types de rythmes (rythme normal sinusal (NSR), contraction artériel prématurée (APC), contraction ventriculaire prématurée (PVC), tachycardie supraventriculaire (SVT), tachycardie ventriculaire (VT) et fibrillation ventriculaire(VF)).

Les pics R étant détectée dans le deuxième chapitre le rythme cardiaque sera déduit de la relation

$$HRV = 60 / RR \quad (3.9)$$

Que nous allons essayer d'extraire les classes suivantes :

Rythme normal sinusal (NSR).

Contraction artériel prématurée (APC).

Contraction ventriculaire prématurée (PVC).

Tachycardie supraventriculaire (SVT).

Tachycardie ventriculaire (VT).

Fibrillation ventriculaire (VF).

Qu'on a exposé plus en détail au premier chapitre.

La figure 3.12 montre l'importance de l'analyse du rythme cardiaque, il est montré qu'on détecte des anomalies visible facilement sur la courbe du HRV et difficilement sur l'ECG.

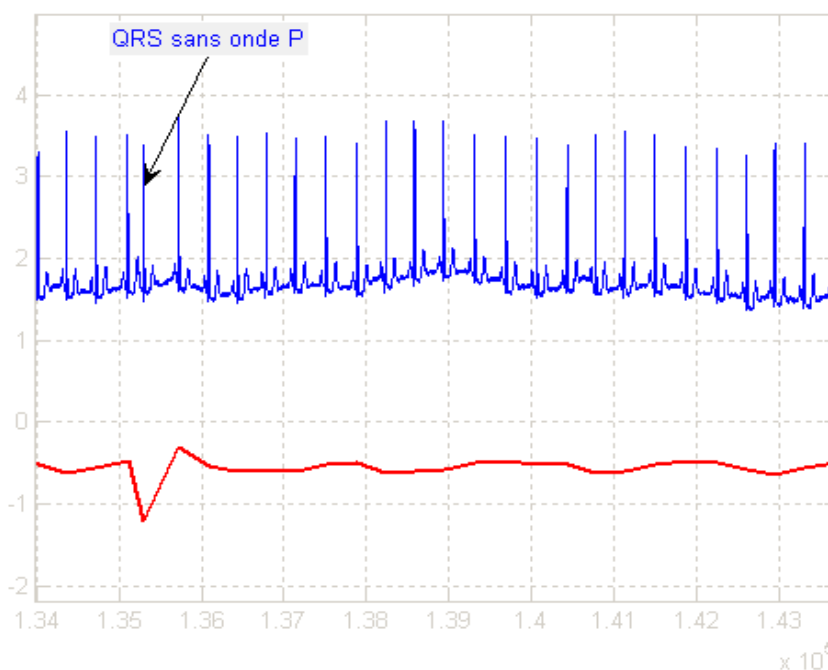


Figure 3.13 : *l'anomalie est facilement observable sur la courbe du HRV.*

4.2 Modélisation du rythme cardiaque par réseaux de neurones récurrents :

La modélisation des signaux demeure un outil efficace pour leur représentation. En général, il y a deux étapes en modélisation, en premier il faut choisir une bonne forme paramétrique pour le model [22]. Pour notre travail le model est un prédicateur a base de réseaux de neurones récurrents. La deuxième étape est de trouver les paramètres de ce modèle qui donnent la meilleure approximation du signal. Il y a toutefois, différentes manières pour définir ce problème d'approximation, et plusieurs techniques pour trouver les paramètres. Pour cela, pour développer une méthode de modélisation d'un signal, il faut non seulement trouver un modèle efficace mais qui est efficace pour tirer les paramètres des données.

Ils existent une infinité de méthodes de modélisation basée sur des techniques linéaires, qui utilisent le spectre d'énergie tel que les modèles AR et MA dont les paramètres sont estimés avec les méthodes de Yule-Walker ou burg [22]. L'inconvénient de ces modèles c'est qu'ils considèrent le signal comme la sortie d'un système linéaire corrompu par un bruit aléatoire et donc le signal est vu comme des réalisations d'un processus aléatoire et donc ne sont pas très performant pour les signaux non linéaire tel que l'ECG ou le rythme, c'est pour cela qu' on a opté pour les réseaux de neurones qui sont considérés comme des systèmes non linéaires en plus du comportement dynamique qu'il peut exercer et cette propriété est très recommandée en modélisation, en plus de leur avantage essentiel qui est la généralisation.

Pour notre travail on a choisit une architecture de réseaux dynamiques qui est le réseau RRBF qu'on testé sur le signal ECG en chapitre 2.

Les résultats de cette modélisation neuronale sont illustrés sur les figures 3.13, 14,15 et 16, ou on a essayé de modéliser différent type de trouble du rythme.

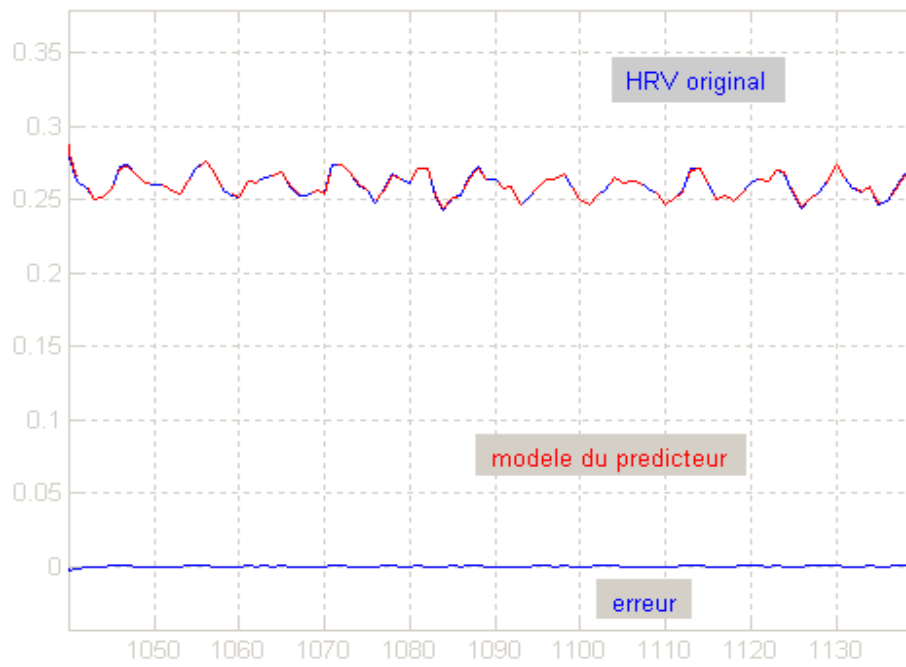


Figure 3.14 : Rythme normal sinusal (NSR).

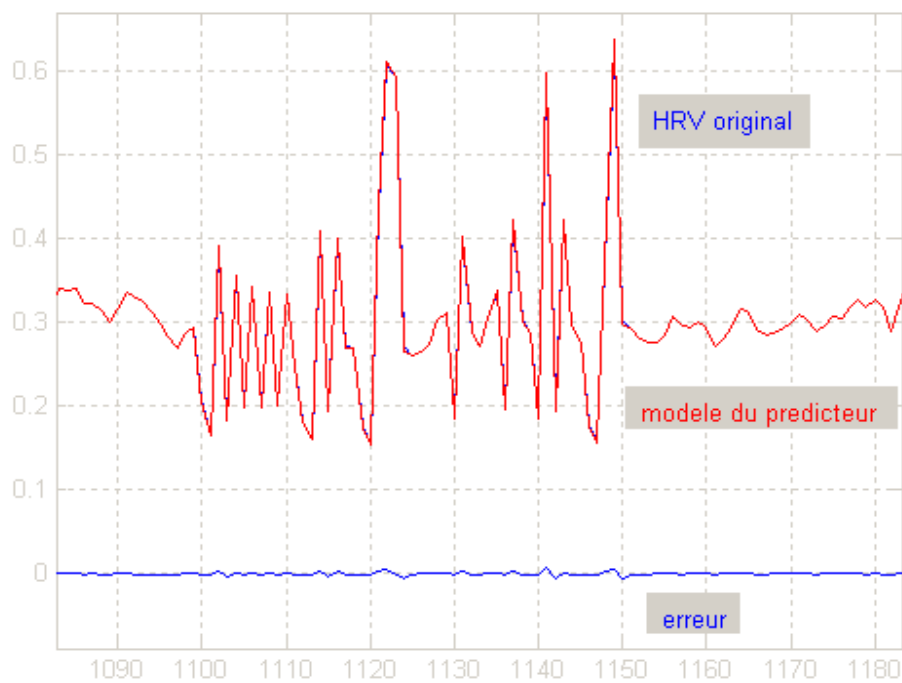


Figure 3.15: Contraction ventriculaire prématurée (PVC).

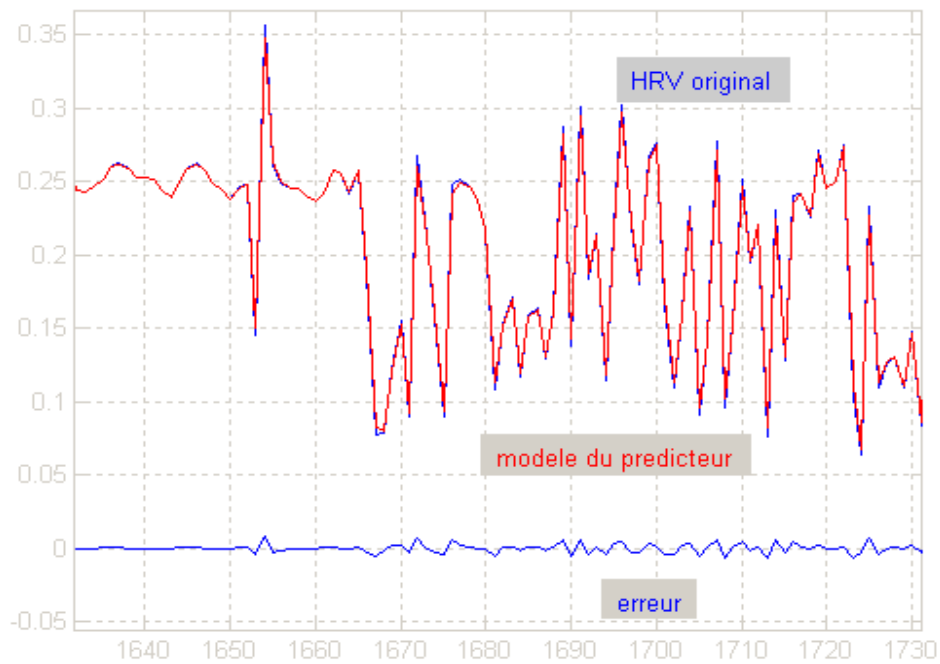


Figure 3.16 : *fibrillation ventriculaire (FV).*

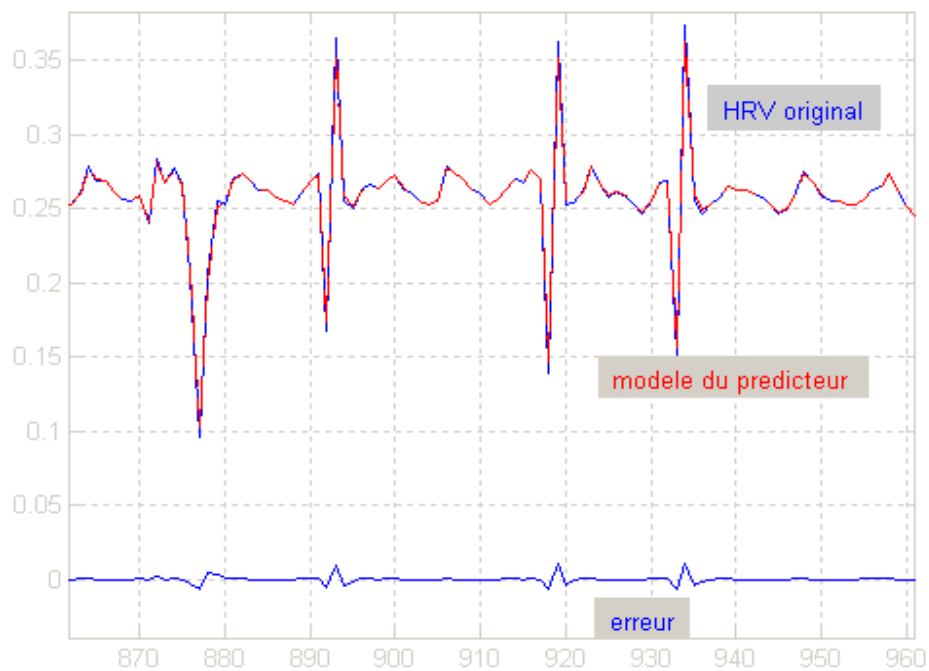


Figure 3.17: *Tachycardie ventriculaire (VT).*

4.3 Évaluation des résultats :

Pour discuter des résultats de cette modélisation on s'est basé sur deux critères le SNR et l'erreur quadratique moyenne.

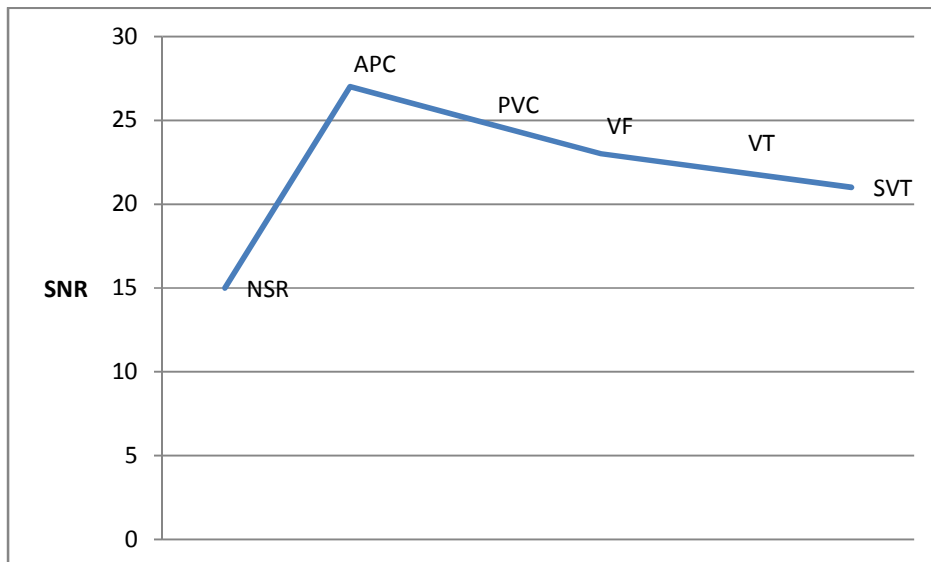


Figure 3.17: le SNR du signal prédit par le réseau de neurones.

rythme	Erreur quadratique	Ecart type
NSR	0.31	0.15
APC	17.81	4.03
PVC	22.49	4.51
VF	1.3	0.26
VT	7.61	2.21
SVT	13.46	4.67

Tableau 3.2 : Erreur quadratique moyenne et écart type.

5 Conclusion :

L'étude de la variabilité du rythme à cause de l'information qu'elle donne sur le fonctionnement du cœur, dans ce chapitre on a fait une modélisation de cette activité en commençons par tester deux types de filtrages pour éliminer les différents bruits on a ensuite développé une méthode de modélisation basée sur les réseaux récurrents RRBf qui s'est montré très performant en modélisation.

Conclusion générale.

Conclusion générale

Dans ce travail de mémoire nous avons étudié le signal électrocardiographique (ECG) dans le but de détecter le complexe QRS, et la modélisation du rythme cardiaque cette étude s'est basée sur les réseaux de neurones artificiels récurrent dynamique.

Dans le premier chapitre, nous avons exposé l'anatomie et le fonctionnement électrique du cœur qui est l'élément central du système cardiovasculaire, puis on a montré le principe de son tracé électrique et l'origine de l'électrocardiogramme (ECG) qui explique les différentes contractions du cœur par des ondes particulières (P, Q, R, S, T) et des segments et des intervalles (PR, ST, QT), ainsi que les différents troubles de cette activité visibles sur l'ECG.

Le deuxième chapitre contient une description des réseaux de neurones récurrents, on a fait une présentation de ce dernier en commençant par une exposition de l'évaluation historique. Après ces descriptions on s'est focalisé sur les réseaux à Fonctions de Bases Radiales (RRBF) que nous avons utilisés pour développer un algorithme de détection du complexe QRS du signal ECG que nous avons exposé la méthode utilisée se compose du filtrage du signal ECG par les réseaux de neurones : l'exploitation de l'erreur résiduelle permet la détection du complexe QRS, puis le filtre adapté va maximiser le rapport signal sur bruit, et une fenêtre à moyenne glissante vient pour enlever les pics secondaires, à la fin une méthode de seuillage a permis de déterminer l'emplacement des ondes R.

L'étude de la variabilité du rythme à cause de l'information qu'elle donne sur le fonctionnement du cœur, dans le troisième chapitre on a fait une modélisation de cette activité en commençons par tester deux types de filtres pour éliminer les différents bruits on a ensuite développé une méthode de modélisation basée sur les réseaux récurrents RRBF qui s'est montrée très performante en modélisation.

Bibliographie.

Bibliographie :

- [1] J. R. Hampton, *L'ECG facile, 4^e édition, EDISEM 1993.*
- [2] A. Mattu and W. Brady, *ECGs for the Emergency Physician, BMJ Publishing Group 2003.*
- [3] G. B. Moody and R. G. Mark, "The Impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database", *Harvard MIT Division of Health Sciences and Technology. 2001.*
- [4] G. B. Moody, "ECG database applications guide", *Harvard-MIT, july 1992.*
- [5] R. Zemouri, D. Racoceanu, N. Zerhouni, "Recurrent radial basis function network for time-series prediction", *Engineering Applications of Artificial Intelligence 16 (2003) 453–463*
- [6] Q. Xue, Y. H. Hu, W.J. Tompkins, "Neural-Network-based Adaptive Matched Filtering for QRS detection", *IEEE Trans on Biomed Eng, vol. 39, 1992.*
- [7] Simon Haykin, *Neural Networks: a comprehensive foundation*, Prentice Hall International Editions, 2nd edition, 1999.
- [8] P.S. Hamilton and J. Tompkins, "Adaptive Matched filtering for QRS detection," *In proc. ANN. Int. Conf. IEEE ENG. Biomed Oct 1989. pp 145-146.*
- [9] Ma Li, Wahab A and Quek Chai, "A Modified Generalized RBF Model with EM-Based Learning Algorithm for Medical Applications", *Proceedings of the 19th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS'06), 2006.*
- [10] A. D. Back, "Radial Basis Functions", *Windale Technologies. 2002.*
- [11] Antoun Khawadja, "Automatic ECG Analysis using Principal Component Analysis and wavelet Transformation", *Karlsruhe trans on biomed Engineering, 2006.*
- [12] K. P. Li. and W. H. Chang, "QRS feature Extraction Using Linear Prediction", *IEEE. Trans. Biomed. Eng, 1989.*
- [13] G. M. Friesen, T. C. Jannett, M.A. Jadallah, S.L. Yates, and H.t. Nagle, "A Comparison of the Noise Sensitivity of Nine QRS Detection Algorithms", *IEEE Trans. Biomed. Eng, 37(1) 1990.*
- [14] M. Kunt, H. Rey and A. Lingtenberg. "Preprocessing of Electrocardiograms by Digital Techniques". *Signal Processing Laboratory, Ecole Polytechnique*

- Fédérale de Lausanne, 16 ch. De Bellerive, CH-1007 Lausanne, Switzerland.*
- [15] B. Sayers, *Analysis of heart rate variability, Ergonomics*, 16, pp. 17–32, 1973.
- [16] S. Haykin, *Adaptive Systems for Signal Process*, Advanced Signal Processing Handbook Editor: Stergios Stergiopoulos Boca Raton: CRC Press LLC, 2001.
- [17] J.C.Principe, *Artificial Neural Networks*, the Electrical Engineering Handbook Ed. Richard C. Dorf, Boca Raton: CRC Press LLC, 2000.
- [18] Dreyfus, *Neural Network: Methodology and Applications*, Springer.2005.
- [19] Gari D. Clifford, Francisco Azuaje, Patrick E. McSharry, *Advanced Methods And Tools for ECG Data Analysis*. ARTECH HOUSE, INC, 2006.
- [20] M. R. Zemouri, " Contribution à la surveillance des systèmes de Production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : application à la e-Maintenance. " *Thèse de doctorat, université de franche Comté, 2003*.
- [21] F. Portet, " Pilotage d'algorithmes pour la reconnaissance en ligne d'arythmies cardiaques », *thèse de doctorat, université de Renne, 2005*.
- [22] Rajendra Acharya U, Jasjit S. Suri, Jos A.E. Spaan and S.M. Krishnan, *Advances in Cardiac Signal Processing*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2007.
- [23] M. Paoletti, C. Marchesi, " Discovering dangerous patterns in long-term ambulatory ECG recordings using a fast QRS detection algorithm and explorative data analysis", *computer methods and programs in biomedicine 82 (2006) 20–30*.
- [24] R. Dubois, " Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à La détection précoce d'anomalies en électrocardiographie", *thèse de Doctorat, université de Paris 6,2004*.
- [25] A. Cabasson, "estimation et analyse des intervals cardiaque", *thèse de Doctorat, université de Nice - Sophia Antipolis, 2008*.
- [26] G. von Wagner, D. Sommermeyer, S. Hey, W. Stork, K.-D. Müller-Glaser, "wavelet-based QRS detection and classification using a neuro-fuzzy approach" .
- [27] Danilo P. Mandic, Jonathon A. Chambers, *Recurrent Neural Networks for Prediction*, John Wiley & Sons Ltd, 2001.
- [28] A.I. Manriquez, " Segmentation de l'électrocardiogramme pour la modélisation de la dynamique du QT lors de l'exercice du handgrip", *thèse de Doctorat*,

L'Université de Rennes 1, 2008.

- [29] Med Ben MESSAOUD," Traitement des Électrocardiogrammes en Vue de Diagnostic des Pathologies Cardiaques ", *thèse de Doctorat, école nationale d'ingénieurs de Sfax,2008.*