



République Algérienne Démocratique et Populaire



Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche

UNIVERSITÉ CONSTANTINE 1
FACULTÉ DES SCIENCES DE LA TECHNOLOGIE
DÉPARTEMENT D'ÉLECTRONIQUE

Thèse pour l'obtention d'un diplôme de
DOCTORAT EN SCIENCES
Spécialité : **ELECTRONIQUE**
Option : **TRAITEMENT DU SIGNAL**

N° d'Ordre:

Série:

Présentée par :

Khaled ARBATENI

THEME

**RESEAUX DE NEURONES STATIQUES APPLIQUES A L'ANALYSE,
PREDICTION ET MODELISATION NON LINEAIRE DE L'ECG**

Devant le jury :

Président	N. Mansouri	Professeur,	Université Constantine 1
Rapporteur	A. Bennia	Professeur,	Université Constantine 1
Examineurs :	A. Charef	Professeur,	Université Constantine 1
	Y. Ferdi	Professeur,	Université de Skikda
	A. Boukrouche	Professeur,	Université de Guelma

SOUTENUE LE 25/02 /2015

أهدي هذا العمل المتواضع إلى:

أمي رحمها الله

أبي أطال الله عمره

إخوتي و أخواتي

REMERCIEMENT

Je remercie Allah tout puissant qui m'a donné la force et la volonté pour pouvoir finir cette thèse de doctorat.

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

J'exprime ma gratitude envers N. Mansouri, professeur à l'Université Constantine 1, de m'avoir fait l'honneur d'accepter de présider le jury,

Je remercie A. Charef, professeur à l'Université Constantine 1, d'avoir accepté de juger ce travail en tant qu'examineur,

Je tiens à remercier Y. Ferdi, professeur à l'Université de Skikda, d'avoir accepté de juger ce travail en tant qu'examineur,

Je tiens à remercier A. Boukrouche, professeur à l'Université de Guelma, d'avoir accepté de juger ce travail en tant qu'examineur.

Je tiens à remercier tous ceux qui m'ont enseigné durant toutes mes études et en particulier mes enseignants à l'Université de Constantine 1.

ملخص:

تهتم هذه الأطروحة بدراسة إشارة تخطيط الكهربية القلبية ECG و تطوير جهاز لكشف وتحديد مكان الموجة المركبة QRS. البرنامج الخوارزمي المستعمل يعتمد على السعات الكبيرة. تمت برمجة مرشحة معدلة، غير خطية و ذاتية التكيف باستعمال الشبكة العصبونية SRBF من أجل تبيض الإشارة. تعمل هذه المرشحة بذكاء على إزالة التشويش الذي يؤثر على إشارة تخطيط القلب و في نفس الوقت تحسين بروز مكان الموجة المركبة QRS. يتم التحكم في عمل المرشحة عن طريق استعمال دوال التقييم (fonction de coût) التي تعتمد على التشابهات العظمى (M-Estimateurs) و كذلك عن طريق استعمال طريقة جديدة لاختيار مراكز دوال التفعيل بحيث تتمكن من القضاء التام على الترددات المنخفضة ونحفظ دون تغيير تقريبا الترددات العالية منها. نمرر الإشارة الخارجة من المرشحة عبر مرشحة تطابقية من أجل رفع نسبة الإشارة إلى التشويش SNR مما يسمح بالحصول على كشف جيد الأداء. أخذنا الإشارة الخارجة من المرشحة الأخيرة إلى عدة تحويلات غير خطية هي تربيع والمتوسط المتحرك. طبقنا خوارزمي الكاشف على كافة الملفات في قاعدة البيانات MIT/BIH حصلنا على نسبة الخطأ تساوي 0.28%، 99.82% من الحساسية وخصوصية تساوي 99.91%. هذه النتائج تعتبر مكافئة لنتائج الأعمال المنشورة مسبقا.

كلمات مفتاحية:

الموجة المركبة QRS ، دوال التقييم ، مرشحة التبيض معدلة.

Abstract

The work in this thesis is a development of a QRS detector working on large amplitudes. A nonlinear whitening and optimized adaptive filter based on an RBF neural network whose activation functions are sigmoidal is used to intelligently remove noise affecting the ECG signal and at the same time to enhance the peaks corresponding to QRS complexes. The behavior of the filter is controlled with a cost function based on M-estimators and a new technique for contextual centering with which the filter completely removes the low-frequency components and preserves the high frequency components. The filter residual signal then passes through a matched filter that improves the signal to noise ratio (SNR). The matched filter increases the detection performance. The signal from the matched filter bears other nonlinear transformations namely squaring and moving average filtering. To validate the performance of the detector, we applied the algorithm over all files in the MIT/BIH database. We obtained an error rate of 0.28%, sensitivity of 99.82% and a specificity of 99.91%. These results are comparable even better than those in the literature.

Key Words: QRS Complex; Robust cost function; RBF; Nonlinear Adaptive predictor; Whitening filter.

Résumé

Le travail accompli dans cette thèse consiste au développement d'un détecteur du complexe QRS travaillant sur les grandes amplitudes. Un filtre optimisé de blanchiment adaptatif et non linéaire basé sur un réseau neuronal RBF dont les fonctions d'activation sont des sigmoïdes est utilisé pour supprimer intelligemment les bruits affectant le signal ECG et au même temps pour accentuer les pics correspondant aux complexes QRS. Le comportement du filtre est contrôlé avec une fonction de coût basée sur les M-estimateurs et une nouvelle technique de centrage contextuelle avec lesquelles le filtre supprime totalement les composantes basses fréquences et préserve les composantes hautes fréquences. Le signal résiduel du filtre passe ensuite à travers un filtre adapté qui améliore le rapport signal sur bruit (SNR). Le filtrage adapté augmente les performances de détection. Le signal issu du filtre adapté subit d'autres transformations non linéaires à savoir l'élévation au carré et la moyenne mobile. Pour valider les performances du détecteur, nous avons appliqué l'algorithme sur tous les fichiers de la base de données MIT/BIH. Nous avons obtenu un taux d'erreur de 0,28%, la sensibilité de 99,82% et une spécificité de 99,91%. Ces résultats sont comparables, voire meilleurs, que ceux de la littérature.

Mots clés : Complexe QRS ; Fonction de coût robuste ; RBF ; Prédicteur adaptatif non linéaire ; Filtre de blanchissement.

Sommaire	i
Liste des Figures	v
Liste des Tableaux	ix

Introduction Générale

Introduction.....	01
Organisation de la thèse.....	05

Chapitre I : Le signal ECG

1.1. Introduction	06
1.2. Le cœur	06
1.3. Génération de l'ECG	07
1.4. L'aspect physique de l'ECG.....	10
1.4.1. Le signal ECG.....	13
1.5. L'aspect clinique de l'ECG.....	19
1.5.1. Le système nerveux autonome	19
1.5.2. Les arythmies cardiaques.....	23
1.5.3. Les blocs de conduction.....	26
1.5.4. L'ischémie cardiaque.....	29

1.6. Les différents bruits et artefacts affectant l'ECG.....	31
1.6.1. Interférences dues à l'alimentation (60 ou 50 Hz).....	32
1.6.2. Interférences dues à l'activité électrique musculaire.....	32
1.6.3. Dérive de la ligne de base.....	33
1.7. Résumé.....	33

Chapitre II : Les réseaux de neurones artificiels

2.1. Introduction.....	34
2.2. Neurone Artificiel.....	36
2.3. Les topologies des RNA.....	39
2.3.1. Les RNA statiques (feedforward).....	41
<i>Le perceptron multicouche (PMC)</i>	41
<i>Réseaux à fonction de base radiale (RBF)</i>	41
2.3.2. Les RNA récurrents.....	42
<i>Réseaux de Jordan</i>	42
<i>Réseau d'Elman</i>	43
<i>Réseau Hopfield</i>	43
2.4. Stratégies et algorithmes d'apprentissage.....	44

2.4.1. Apprentissage supervisé.....	45
2.4.2. Apprentissage non supervisé.....	46
2.4.3. Apprentissage par renforcement.....	47
2.5. Algorithmes d'apprentissage.....	48
2.5.1. Apprentissage par correction d'erreur.....	49
2.5.2. Apprentissage par mémorisation.....	50
2.5.3. Apprentissage Hebbiane.....	51
2.5.4. Apprentissage compétitive.....	52
2.5.5. Apprentissage de Boltzmann	53
2.5.6. Les tâches d'apprentissage.....	53
2.6. Problème des données aberrantes.....	54
2.6.1. Fonction de coût robuste.....	54
2.6.2. Estimateur de maximum de vraisemblance.....	56
2. 7. Résumé.....	57

Chapitre III : Détection du complexe QRS

3.1. Introduction.....	58
3.2. Algorithme de détection.....	61

3.2.1 Le filtre de blanchiment.....	63
3.2.2. Filtre de blanchiment optimisé.....	65
<i>Le réseau neuronal à fonction de base radiale robuste.....</i>	65
<i>L'algorithme d'apprentissage robuste.....</i>	67
3.3. Configuration et Simulation	70
3.3.1. Le signal ECG.....	70
3.3.2. Choix des paramètres du réseau SRBF.....	71
<i>Choix du vecteur centre.....</i>	71
<i>Choix de l'ordre de prédiction.....</i>	74
<i>Choix du nombre de neurones de la couche cachée.....</i>	74
<i>Choix du pas d'apprentissage.....</i>	75
3.3.3. SRBF vs GRBF et LS vs l'algorithme d'apprentissage à base de Whelsch.....	77
3.4. Discussions des résultats de simulation.....	78
3.5. Conclusion.....	85
Conclusion générale.....	86
Références et bibliographie.....	87

Fig. 1.	L'ECG de deux battements successifs du cœur avec les différentes caractéristiques.....	02
Fig. 1.1.	Potentiel d'action typique d'une cellule ventriculaire.....	07
Fig. 1.2.	Le champ du dipôle dû au mouvement du courant dans une cellule myocardique pendant la propagation de l'onde de dépolarisation.....	10
Fig. 1.3.	La forme sphérique idéalisée du torse dont le centre représente la source cardiaque.....	12
Fig. 1.4	Trajectoire d'un vecteur cardiaque normal.....	14
Fig. 1.5.	Les six dérivations précordiales standard.....	15
Fig. 1.6.	Dérivations des membres du plan frontal.....	16
Fig. 1.7.	L'aspect temporel du vecteur cardiaque combiné avec la géométrie des dérivations des membres du plan frontal.....	17
Fig. 1.8.	Caractéristiques cliniques normales de l'ECG.....	18
Fig. 1.9.	Le rythme sinusal normal.....	22
Fig. 1.10.	Tachycardie sinusale.....	22
Fig. 1.11.	Bradycardie sinusale.....	22
Fig. 1.12.	Arythmie sinusale.....	23
Fig. 1.13.	Battement artériel prématuré.....	23
Fig. 1.14.	Battement ventriculaire prématuré.....	23
Fig. 1.15.	Bigéminie ventriculaire.....	24
Fig. 1.16.	Trois épisodes de tachycardie ventriculaire.....	25

Fig. 1.17.	Fibrillation auriculaire.....	26
Fig. 1.18.	Fibrillation ventriculaire.....	26
Fig. 1.19.	Bloc AV de second degré.....	26
Fig. 1.20.	Bloc AV de troisième degré.....	27
Fig. 1.21.	Bloc de branche gauche.....	27
Fig. 1.22.	Battements d'échappement ventriculaire.....	28
Fig. 1.23.	Ischémie cardiaque.....	29
Fig. 1.24.	Hyperkaliémie.....	30
Fig. 1.25.	Phénomène R-on-T.....	31
Fig. 1.26.	Interférences électriques du secteur.....	32
Fig. 1.27.	Bruits dus aux activités électriques musculaires.....	32
Fig. 1.28.	Dérive de la ligne de base du signal ECG.....	33
Fig.2.1.	Structure d'un neurone artificiel.....	35
Fig.2.2.	Réseau de neurones artificiel.....	35
Fig.2.3.	Neurone biologique.....	37
Fig. 2.4.	Différents fonctions d'activations.....	35
Fig. 2.5	Réseau feedforward avec une couche cachée.....	40
Fig. 2.6.	Architectures d'un réseau récurrent.....	40
Fig.2.7.	Réseau perceptron multicouche.....	41

Fig. 2.8.	Réseau RBF.....	42
Fig. 2.9.	Réseau de Jordan.....	43
Fig. 2.10.	Réseau d’Elman.....	43
Fig.2.11.	Réseau de Hopfield.....	44
Fig. 2.12.	Schéma bloc de l’apprentissage supervisé.....	46
Fig. 2.13.	Schéma bloc de l’apprentissage non supervisé.....	47
Fig. 2.14.	Schéma bloc de l’apprentissage par renforcement.....	48
Fig. 2.15.	Procédure d’ajustement du poids du $k^{\text{ème}}$ neurone dans un PMC.....	49
Fig. 2.16.	La forme du M-Estimeur de Hample.....	57
Fig. 3.1.	Electrocardiogramme d’un battement du cœur.....	58
Fig.3.2.	Schéma bloc de l’algorithme de détection.....	62
Fig. 3.3.	Illustration du processus de filtrage de blanchiment à base d’un PMC.....	64
Fig. 3.4.	Illustration du processus de filtrage de blanchiment pour un segment ECG (fichier 119)....	64
Fig.3.5.	Comparaison de performance de prédiction à base de SRBF et GRBF.....	66
Fig.3.6.	La fonction d’autocorrélation de l’erreur résiduelle.....	67
Fig. 3.7.	Comparaison des performances entre un filtre blanchiment à base de Welch et le LS.....	69
Fig.3.8.	Comparaison des performances entre la nouvelle technique de centrage et celle basée sur la dérivation.....	74
FIG. 3.9.	Comparaison des performances entre un pas d’apprentissage fixe et adaptive.....	76

Fig.3.10.	Accentuation des pics par la mise en carré et filtrage moyenne mobile.....	76
Fig.3.11.	Le processus de la détection du complexe QRS (segment du fichier 100).....	78
Fig. 3.12.	Le processus de la détection du complexe QRS (segment du fichier 105).....	79
Fig. 3.13.	Le processus de la détection du complexe QRS (segment du fichier 108).....	79
Fig. 3.14.	Influence du coefficient de suillage sur la performance de détection.....	85

Tableau 1.	Comparaison des performances entre la nouvelle technique de centrage et celle basée sur la dérivation.....	73
Tableau 2.	Choix du nombre de neurones de la couche cachée.....	75
Tableau 3.	Comparaison des performances entre le pas d'apprentissage fixe et adaptive.....	75
Tableau 4.	Comparaison des performances entre l'algorithme LS et l'algorithme d'apprentissage à base du M-Estimeur.....	77
Tableau 5.	Comparaison des performances entre FB basé sur le SRBF et le GRBF.....	77
Tableau 6.	Résultats de l'évaluation de l'algorithme de détection sur la base MIT/BIH.....	82
Tableau 7.	Comparaison du détecteur proposé avec d'autres détecteurs (Enregistrement 105 et 108 de la base MIT/BIH).....	84
Tableau 8.	Benchmark complète de la performance de détection de l'algorithme proposé.....	84

INTRODUCTION GENERALE

Introduction.....	01
Organisation de la thèse.....	05

INTRODUCTION

La médecine, comme d'autres disciplines, a pleinement bénéficiée du progrès technologique actuel. Sachant que les maladies cardiovasculaires (MCV) sont la cause la plus fréquente de décès dans de nombreux pays partout dans le monde, l'invention de l'électrocardiographie (ECG) constitue sans doute l'événement le plus important dans le domaine de la cardiologie et un cas parmi les différents cas de figure de rapprochement entre la médecine et l'électronique. Effectivement, le signal ECG, depuis son invention en 1887 par le physicien Einthoven, constitue un pilier fondamental et incontournable dans le diagnostic des pathologies cardiologiques. Du fait qu'il représente l'enregistrement non invasif de l'activité électrique qui traverse le muscle cardiaque durant son fonctionnement, ce signal peut déceler l'état de santé du cœur. Certaines MCV ne nécessitent que l'enregistrement de quelques minutes voir quelques seconds du signal ECG pour être repérées. Par contre, d'autres maladies ne peuvent être découvertes qu'à travers l'enregistrement de longue durée du signal ECG qui peut aller jusqu'à 48 heures d'enregistrement à l'instar de l'enregistrement de Holter. Au moins 100 000 battements doivent être examinés par le clinicien afin de réaliser le diagnostic précoce et faire face aux problèmes majeurs de santé causés par ces MCV. L'examen de la forme des ondes du signal ECG et les durées des différents segments permettent de révéler l'état de santé de l'appareil cardiovasculaire. La Fig.1 représente l'électrocardiogramme de deux battements successifs du cœur où les différentes ondes et segments sont illustrés. La déformation du segment ST ou l'absence de l'onde P peut signaler la présence d'une ischémie ou d'une arythmie respectivement. De même, l'analyse de la variation de l'intervalle R-R au fil du temps peut signaler des pathologies d'arythmie. L'inspection visuel de tout l'enregistrement est très difficile voire impossible même si le signal ECG est de bonne qualité. Dans de telles situations, l'automatisation de l'examen et de l'analyse du signal ECG s'avère inéluctables.

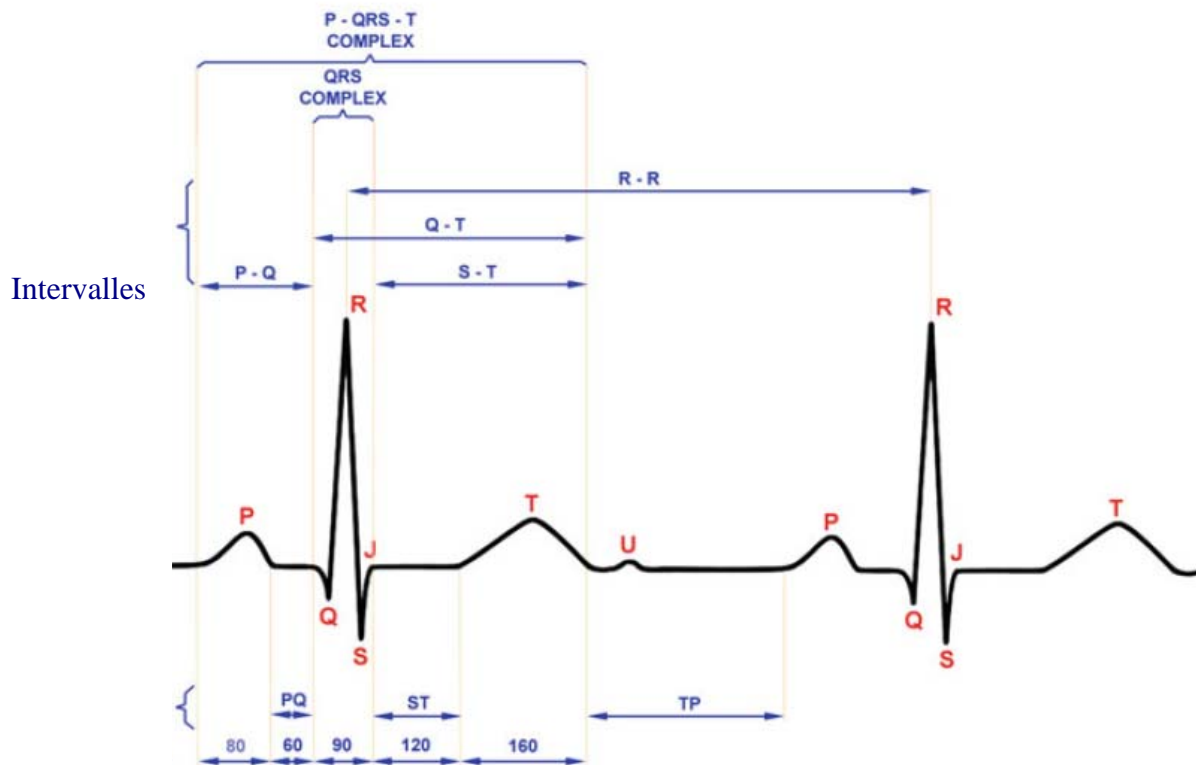


Fig. 1. L'ECG de deux battements successifs du cœur avec les différentes caractéristiques [1].

Durant les quatre dernières décennies, beaucoup d'analyseurs automatiques du signal ECG ont été proposés par des chercheurs travaillant dans le domaine. Ces analyseurs doivent effectuer l'ensemble des tâches nécessaires pour le diagnostic pathologique ou le dépistage précoce que le clinicien devrait faire. Ils doivent repérer avec exactitude les différentes ondes du signal ECG en premier lieu. Ce qui nécessite la détection et la localisation des points de début et de fin de ces ondes. Généralement, le complexe QRS (ou l'onde R dans certaines littératures) est utilisé comme un repère pour localiser les autres ondes. Elle se caractérise par une grande amplitude et une haute fréquence par rapport aux autres ondes ce qui facilite sa détection. Une fois détecté, l'analyseur automatique peut effectuer une opération de classification, calculer la fréquence cardiaque, compresser le signal ECG, etc. A cet effet, la détection de l'onde R est considérée comme l'étape la plus importante dans l'opération de l'analyse automatique du signal ECG. Effectivement, tous les analyseurs automatiques proposés dans la littérature comportent un détecteur du complexe QRS. La qualité et la

performance des analyseurs automatiques du signal ECG et par conséquent la qualité du diagnostic est liée aux performances du détecteur du complexe QRS d'où la nécessité d'un détecteur fiable et performant. La détection et l'analyse automatique sont plus ou moins faciles dans un signal ECG non bruité. En pratique, le signal ECG est contaminé par différents type de bruit de différentes origines. Ces bruits sont généralement colorés et de nature non linéaire et non stationnaire. Parmi ces bruits on peut citer, les bruits d'origine physiologique tels que les bruits dus aux activités musculaires et cérébrale, les bruits d'origine physique tels que les bruits dus aux interférences du secteur et les bruits dus aux mouvements du patient durant l'enregistrement du signal ECG. Ces différents bruits constituent un vrai obstacle pour le développement des analyseurs performants et peuvent générer des diagnostics erronés. En vue de remédier à ce problème, les chercheurs ont proposé d'utiliser des étapes de prétraitement et de filtrage linéaire et non linéaire pour supprimer et éliminer ces bruits avant l'élaboration de l'analyse automatique et avant l'étape de la détection du complexe QRS elle-même. Les détecteurs du complexe QRS se composent alors de deux étapes. Etape de prétraitement et étape de décision. Différentes approches sont utilisées pour le développement de la première étape et généralement le nom du détecteur est celui de l'approche utilisée dans cette étape. Kohler et al. [2] ont cités les différents détecteurs développés durant le siècle précédent. Récemment, la plupart des détecteurs proposés sont soit des optimisations ou des variantes et combinaisons des anciennes approches [3-11]. Certaines approches sont basées sur des techniques nouvelles, à savoir les détecteurs basés sur la projection du signal ECG dans l'espace de phase [12, 13], les approches basées sur les filtres fractionnaires [14, 15], la décomposition du signal en mode empirique [16, 17] ainsi que les approches basées sur la notion de distance [18, 19]. Les approches optimales sont ceux qui sont moins chères en matière du temps et des ressources matériels, simples à implémenter et au même temps permettent de produire un taux de détection positive très élevé. D'autres critères sont généralement pris en considération dans l'évaluation de ces approches à savoir l'adaptabilité, et la causalité pour les approches appliquées en temps réel.

D'après Begg et al. [20], les réseaux de neurones sont les techniques d'intelligence computationnelle les plus utilisées en traitement des signaux biomédicaux tel que l'ECG et l'electroencéphalogrammes (EEG). Ces types de signaux, généralement, présentent des caractéristiques non linéaires et non stationnaires. Le succès des techniques neuronales est

essentiellement dû à leur capacité d'approximer n'importe quelle fonction à n'importe quel degré de précision, leur capacité de généralisation et leur adaptabilité à l'environnement non linéaire et non stationnaire. Effectivement, pour le signal ECG par exemple, les réseaux de neurones sont utilisés avec succès pour la compression de ce signal [21], la classification des battements [22, 23] et le filtrage et la détection [24, 28].

Dans cette thèse, nous avons appliqué les réseaux de neurones pour la détection du complexe QRS. Un filtre adaptatif non linéaire à base d'un réseau neuronal a été développé. Le but de ce filtre est de préparer le signal ECG au filtrage adapté. Toutes les composantes de basses fréquences ont été supprimées à savoir les dérives de la ligne de base, l'onde P et T, etc. le signal ECG ne contient désormais que les composantes de hautes fréquences telle que les complexes QRS et les bruits impulsifs. L'idée est de modéliser le signal ECG par un prédicteur neuronal. Et comme les composantes hautes fréquences sont très difficiles à prédire à l'inverse des composantes basses fréquences, la sortie du filtre qui consiste à la différence entre le signal prédit et le signal original, ne contient que des segments hautes fréquences. Notre contribution consiste à l'optimisation de ce filtre à travers l'utilisation des réseaux de neurones robustes [29, 30]. De nouvelles fonctions d'activation ont été exploitées ainsi que des algorithmes d'apprentissage appropriés. Ce filtre optimisé est construit autour d'un réseau neuronal à fonction de base radiale robuste (robust radial bases function RRBF) dont les fonctions d'activation sont des ensembles de fonctions sigmoïdales au lieu des fonctions Gaussiennes [29]. Une nouvelle méthode pour la sélection des centres des fonctions d'activation du réseau SRBF a été proposée. L'apprentissage des réseaux est effectué en ligne en moyennant des fonctions de coût basées sur les M-estimateurs [30]. Des études de comparaison avec d'autres réseaux ont été établies. Finalement, un benchmark en termes d'efficacité de détection a été établi. De bons résultats ont été obtenus grâce aux différentes techniques appliquées.

ORGANISATION DE LA THESE

Cette thèse comporte trois chapitres :

Dans le chapitre I, une description détaillée des origines du signal ECG a été introduite ainsi que les conventions et les mesures caractérisant ce signal. Le lecteur trouvera aussi, dans ce chapitre, comment un clinicien peut exploiter ce signal pour faire face aux problèmes dont souffrent les patients ayant des maladies cardiaques, et cela à travers l'inspection et l'identification des battements ayant la forme anormale. Dans ce chapitre, on parle aussi sur les différents types de bruits affectant le signal ECG et qui constituent un obstacle réel à l'exploitation efficace du signal. Cependant, le lecteur peut ne pas lire ce chapitre sans aucun risque d'incompréhension des chapitres qui suivent.

Le chapitre II a été consacré pour les réseaux de neurones. Ces techniques bio-inspirées ont eu beaucoup de succès durant les deux dernières décades. Les différentes définitions et principes sur lesquelles la technique se repose ont été illustrés dans ce chapitre à savoir la notion du neurone artificiel qui représente l'élément fondamental des réseaux de neurones, le principe de la fonction d'activation, les paradigmes et algorithmes d'apprentissage et les différentes architectures (topologies). Une étude plus approfondie des réseaux proposés et de la nouvelle fonction de coût utilisée dans la procédure d'apprentissage basée sur les M-estimateurs a été fait.

Le chapitre III décrit avec détails l'algorithme de détection du complexe QRS proposé. Premièrement, nous avons établi des simulations pour choisir les paramètres optimaux permettant d'assurer une efficacité maximale du filtre proposé. Des études de comparaison avec d'autres réseaux afin de mettre en valeur notre filtre ont été établies. Finalement, nous avons évalué l'algorithme de détection sur la base de données MIT/BIH. Les résultats obtenus ont été résumés dans un tableau ainsi qu'un benchmark avec les plus fameux algorithmes a été élaboré.

Finalement, nous avons résumé cette thèse par une conclusion générale.

LE SIGNAL ECG

1.1. Introduction	06
1.2. Le cœur	06
1.3. Génération de l'ECG	07
1.4. L'aspect physique de l'ECG.....	10
1.4.1. Le signal ECG.....	13
1.5. L'aspect clinique de l'ECG.....	19
1.5.1. Le système nerveux autonome	19
1.5.2. Les arythmies cardiaques.....	23
1.5.3. Les blocs de conduction.....	26
1.5.4. L'ischémie cardiaque.....	29
1.6. Les différents bruits et artéfacts affectant l'ECG.....	31
1.6.1. Interférences dues à l'alimentation (60 ou 50 Hz).....	32
1.6.2. Interférences dues à l'activité électrique musculaire.....	32
1.6.3. Dérive de la ligne de base.....	33
1.7. Résumé.....	33

1.1. Introduction

Avant toute opération de traitement ou d'analyse du signal électrocardiogramme (ECG), il est important d'abord de comprendre les bases physiologiques de l'ECG, d'examiner les conventions et les mesures standard de l'ECG, et d'examiner comment un clinicien utilise l'ECG pour donner soin aux patients. Ce chapitre sera réservé pour répondre et donner des explications à ces questions. Il peut aussi être de grand intérêt pour ceux qui travaillent sur l'élaboration d'un modèle mathématique qui décrit le fonctionnement du cœur. Le contenu de ce chapitre n'est pas indispensable pour la compréhension des nouveautés présentées dans cette thèse. Toutefois, le lecteur désirant une étude approfondie de la matière est sollicité à consulter les références suivantes [1, 22, 31].

1.2. Le cœur

Dans le jargon médical, le muscle cardiaque ou le cœur est appelé le myocarde. Ce dernier bat rythmiquement en vue d'entraîner la circulation du sang dans tout le corps. Le cœur est entièrement traversé par un courant électrique avant chaque battement normal du myocarde. Il est clair que le pompage ne sera efficace sauf si le cœur se contracte d'une manière coordonnée. Donc, le chemin de propagation de l'onde électrique ne sera pas aléatoire, elle doit se propager sur la masse du cœur d'une manière bien structurée en vue de produire une systole coordonnée et effective. Il résulte de cette onde électrique un changement mesurable du potentiel électrique sur la surface du corps humain. La résultante filtrée et amplifiée de cette différence de potentiel est connue sous le nom ECG.

La forme du signal ECG est influée par un grand nombre de facteurs, y compris les anomalies cardiaques des fibres conductrices, des anomalies métaboliques du myocarde (y compris un manque d'oxygène, ou d'une ischémie), et des anomalies macroscopiques de la géométrie du cœur. L'analyse de l'ECG est une étape primordiale avant toute évaluation médicale, en raison du rôle essentiel du cœur dans la santé et la maladie humaine, de son enregistrement non invasive et de la facilité relative de son analyse.

1.3. Génération de l'ECG

Cette contraction est réalisée par un système de conduction électrique qui contrôle le moment précis pour la dépolarisation de la totalité du myocarde. Ce contrôle délicat commence avec un pacemaker intrinsèque auto-excitabile qui définit la vitesse par laquelle le cœur bat.

Quand un tissu excitable est au repos, la membrane de la cellule est imperméable aux ions. Les ions dans le fluide interstitiel à l'extérieur de la cellule restent donc séparés de ceux à l'intérieur de la cellule créant ainsi un potentiel transmembranaire typique d'environ -80 à -90 mV. La membrane de la cellule contrôle la perméabilité de certains ions, notamment le sodium, le potassium, le calcium, et le chlorure. Ces ions passent à travers la membrane par le biais des canaux ioniques spécifiques qui peuvent être ouverts (actifs) et fermés (inactifs). L'ouverture et la fermeture de ces passerelles s'effectueront en réponse à des variations du potentiel ou à travers l'activation des récepteurs membranes.

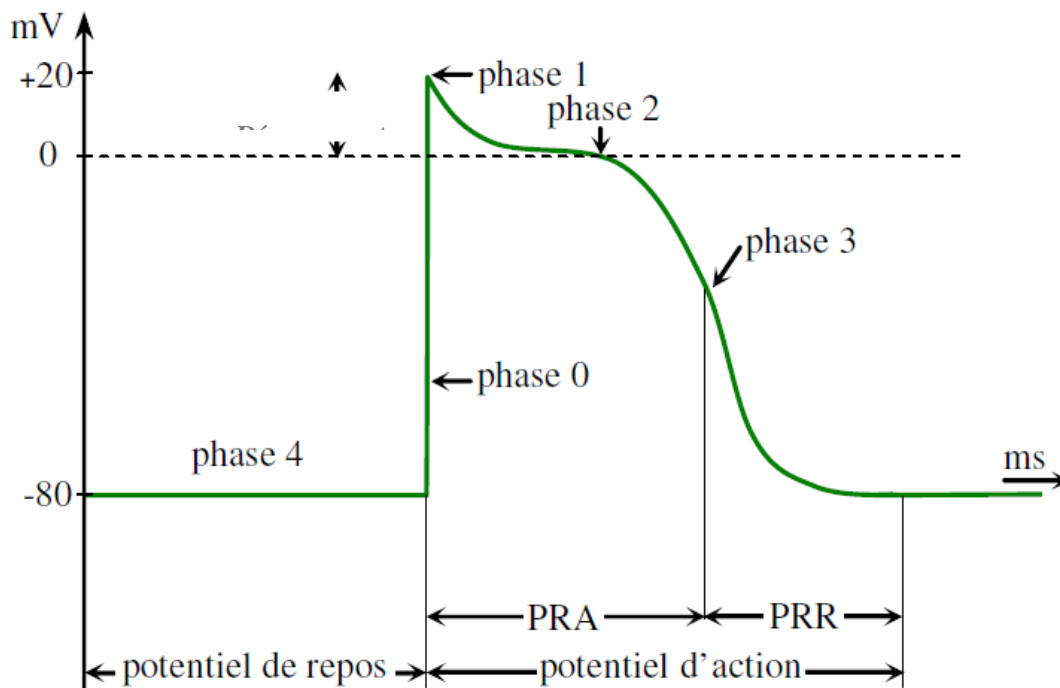


Fig. 1.1. Potentiel d'action typique d'une cellule ventriculaire.

La variation de la conductance de la membrane à cause de l'ouverture et la fermeture des canaux d'ions engendre des changements dans le potentiel transmembranaire au fil du temps. La variation de ce potentiel par rapport au temps lors de la dépolarisation et la repolarisation d'une cellule ventriculaire est illustrée dans la Fig.1.1, avec les cinq phases conventionnelles (de 0 à 4). Lorsque les cellules cardiaques sont dépolarisées à une tension de seuil d'environ -70 mV, il y a une dépolarisation rapide (phase 0 - le mouvement rapide ascendant du potentiel d'action) qui est dû à l'augmentation transitoire de la conductance des canaux rapides du sodium. La phase 1 représente une repolarisation initiale provoquée par l'ouverture du canal potassique. Lors de la phase 2, il y a un équilibre approximatif entre le mouvement d'entrée et de sortie des ions de calcium et de sodium respectivement, entraînant un plateau dans le potentiel d'action et un retard de la repolarisation. L'entrée du calcium vers l'intérieur s'effectue par l'intermédiaire des canaux calciques qui s'ouvrent quand le potentiel de membrane se dépolarise à environ -40 mV. La repolarisation (phase 3) est un processus complexe qui inclut plusieurs mécanismes importants. L'augmentation de la conductance de potassium, génère un courant inverse qui tend à repolariser la cellule. En plus, il y a une diminution en fonction du temps de la conductivité du calcium qui contribue également à la repolarisation cellulaire. Phase 4, l'état de repos, est caractérisée par des canaux de potassium ouverts et d'un potentiel transmembranaire négatif. Après la phase 0, il y aura un ensemble parallèle des processus cellulaires et moléculaires connues sous le nom « excitation-contraction » ; la dépolarisation de la cellule conduit à de fortes concentrations de calcium intracellulaire, qui à son tour déverrouille l'appareil de contraction de la cellule.

Avant la propagation du potentiel d'action, il doit être initié par les stimulateurs cardiaques qui sont des cellules cardiaques possédant la propriété de l'automaticité. Autrement dit, ils ont la capacité de se dépolariser spontanément, et ainsi de fonctionner comme des cellules pacemaker pour les autres parties du cœur. Ces cellules se trouvent dans le nœud sino-auriculaire (nœud SA), dans le nœud auriculo-ventriculaire (AV nœud) et dans certains systèmes de conduction spécialisés dans les oreillettes et les ventricules. Dans les cellules autonomes, le potentiel de repos (phase 4) n'est pas stable, mais montre une dépolarisation spontanée: son potentiel transmembranaire s'augmente lentement vers zéro dû à un flux d'ions de sodium et de calcium entrant par la voie spécialisée des cellules stimulateurs. Lorsque le potentiel de la cellule atteint un certain seuil, la cellule développe un potentiel

d'action, similaire à la phase 0 décrit ci-dessus, mais ralenti par l'échange de calcium à un rythme beaucoup plus lent. Après le potentiel d'action, le potentiel de la membrane revient à son niveau de repos et le cycle se répète. Il y a divers degrés d'automaticité dans le cœur. La fréquence intrinsèque du nœud SA est la plus élevée (environ 60 à 100 battements par minute), suivi par le nœud auriculo-ventriculaire (environ 40 à 50 battements par minute), puis le muscle ventriculaire (environ 20 à 40 battements par minute). Dans des conditions normales de fonctionnement, le nœud SA détermine la fréquence cardiaque, les pacemakers de fréquences inférieurs étant remis à zéro pendant chaque cycle cardiaque. Toutefois, dans certaines circonstances pathologiques, la fréquence des stimulateurs autre que celle du SA dépasse celle-ci et prennent ainsi le relais et déterminent la fréquence cardiaque globale.

Une fois le potentiel d'action est initié dans la cellule cardiaque, il se propage tout au long de la membrane de la cellule jusqu'à ce que celle-ci soit entièrement dépolarisée. Seules, les cellules myocardiques ont la propriété de transmettre les potentiels d'action d'une cellule à une autre cellule adjacente par la propagation directe du courant (sans synapses électrochimiques). Ainsi, une impulsion à n'importe quel endroit dans le myocarde va se propager à travers le cœur entier, entraînant une contraction musculaire coordonnée.

Toutefois, les structures clés destinées à modifier la propagation du potentiel d'action sont intercalées dans le cœur. Tout d'abord, il y a des bandes de fibres conductrices spécialisées à travers laquelle le potentiel d'action se déplace plus rapidement par rapport à la conduction via le myocarde. Il est, en se déplaçant à travers une combinaison de fibres conductrices et myocardique, que le potentiel d'action peut se propager à toutes les régions des ventricules en moins de 100 millisecondes. Chez les sujets atteints de la maladie du système de conduction, le temps de propagation est plus long car le potentiel d'action ne se propage que par l'intermédiaire du myocarde lui-même. En plus des fibres conductrices spécialisées, il y a des tissus qui isolent électriquement les ventricules des oreillettes. Dans un cœur normal, la seule façon pour le passage du potentiel d'action des oreillettes vers les ventricules se fait par une autre structure spécialisée appelée le nœud auriculo-ventriculaire (AV), dont la fonction est de fournir un retard dans la conduction, de sorte que les oreillettes

peuvent contracter complètement avant la contraction des ventricules. La fonction et la structure du cœur normal sont discutées plus en détail dans la suite du chapitre.

1.4. L'aspect physique de l'ECG

À cause de l'activité électrique des cellules, le courant circule dans le corps et les différences de potentiel sont établies sur la surface de la peau, qui peut être mesurée avec un équipement approprié. L'enregistrement graphique de ce potentiel en fonction du temps produit l'électrocardiogramme. Le plus simple modèle mathématique permettant de relier le générateur cardiaque aux potentiels de la surface corporelle est le dipôle. Ce modèle simple est extrêmement utile en fournissant un cadre pour l'étude de l'électrocardiographie clinique et le vecto-cardiographie. Les descriptions dans ce chapitre sont des simplifications de ce modèle pour faciliter la compréhension du signal potentiel qui se manifeste sur la surface.

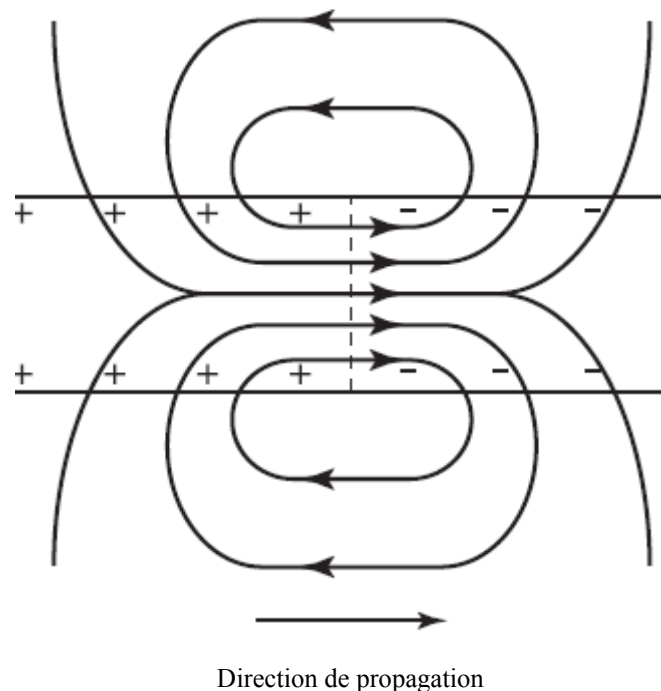


Fig. 1.2. Le champ du dipôle dû au mouvement du courant dans une cellule myocardique pendant la propagation de l'onde de dépolarisation.

Le modèle dipôle comporte deux volets, une représentation de l'activité électrique du cœur (le dipôle lui-même), et la géométrie et les propriétés électriques du corps. Considérons d'abord la représentation de l'activité électrique du cœur: comme un potentiel d'action qui se propage par le biais d'une cellule (par exemple, dans le myocarde), il y a un courant intracellulaire associé généré dans la direction de propagation, qui se situe entre les tissus dépolarisés et ceux en repos. C'est la source électrique élémentaire de l'ECG de surface, appelée dipôle de courant. Il y a également un courant extracellulaire circulant dans le sens inverse de propagation, conservant ainsi la charge. Tous les circuits de courant sur des supports conducteurs qui sont proches l'un de l'autre, forment un champ dipolaire, Fig. 1.2.

L'activité électrique totale du cœur à chaque instant, peut être représentée par une distribution des dipôles de courant actifs. En général, ils se trouvent sur une surface irrégulière qui se situe entre le tissu dépolarisé et le tissu polarisé. Si le cœur était suspendu dans un milieu conducteur homogène et isotrope et observé d'une distance suffisamment grande par rapport à sa taille, l'ensemble de ces dipôles individuels instantanés peuvent être supposés originaires d'un seul point dans l'espace et l'activité électrique totale du cœur peut être représentée comme un dipôle unique équivalant dont la grandeur et la direction est la somme vectorielle de tous les dipôles instantanés. A chaque instant du cycle cardiaque, les forces électromotrices ou dipôles générées par la dépolarisation et le repolarisation de l'ensemble des fibres d'une région donnée du myocarde peuvent être représentées sous forme d'un "vecteur résultant", c'est-à-dire une grandeur électrique ayant une certaine amplitude et une certaine orientation dans l'espace tridimensionnel. Ce vecteur dépendant du temps est communément appelé le vecteur cardiaque ($M(t)$). Comme chaque onde de dépolarisation se propage à travers le cœur, le vecteur cardiaque change son ampleur et sa direction en fonction du temps.

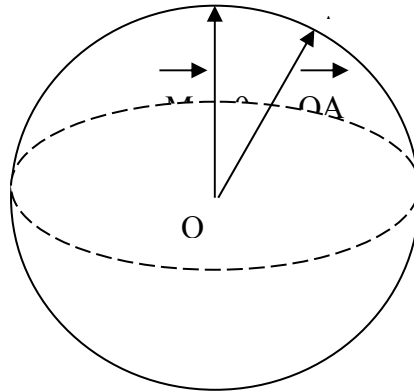


Fig. 1.3. La forme sphérique idéalisée du torse dont le centre représente la source cardiaque.

Le résultant de la distribution des courants et des potentiels sur la surface dépend des propriétés électriques du torse. Comme une approximation raisonnable, le modèle ne tient pas compte de l'anisotropie dipolaire connu et inhomogénéité du torse et traite le corps comme un processus linéaire, isotrope, homogène, conducteur sphérique de rayon, R , et d'une conductivité σ . La source est représentée comme dipôle du courant unique qui varie lentement avec le temps, situé au centre de la sphère. Le champ électrique statique, la densité du courant, et le potentiel électrique partout dans le torse (et sur sa surface) sont liés au vecteur cardiaque à un instant donné d'une manière non dynamique (i.e., le modèle est quasi-statique). L'impédance réactive du tissu peut être négligée. L'équation de Laplace peut alors être résolue pour donner la distribution du potentiel sur le torse comme :

$$\Phi(t) = \frac{\cos \theta(t) 3|M(t)|}{4\pi\sigma R^2} \quad (1.1)$$

où $\theta(t)$ est l'angle entre la direction du vecteur du coeur $M(t)$, et le vecteur OA reliant le centre de la sphère, O , au point d'observation, Fig. 1.3, $|M|$ est donc l'amplitude du vecteur cardiaque. Plus généralement, la différence de potentiel entre les deux points sur la surface du torse serait:

$$V_{AB} = M(t) \cdot L_{AB}(t) \quad (1.2)$$

Où L_{AB} est connu comme le vecteur principal reliant les points A et B sur le torse. Il est utile de définir un terminal central (Central Terminal) comme une référence en additionnant les potentiels des trois branches (Limb leads):

$$\Phi_{CT}(t) = \Phi_{RA}(t) + \Phi_{LA}(t) + \Phi_{LL}(t) \quad (1.3)$$

Où RA indique le bras droit, LA indique le bras gauche, et LL indique la jambe gauche. Notez que Φ_{CT} devrait être zéro à tout moment. La section suivante décrit l'origine de la dérivation de l'ECG clinique normal.

1.4.1. Le signal ECG

La performance du cœur, comme étant une pompe, dépend principalement des propriétés de contraction et de relaxation du myocarde. D'autres facteurs qui doivent également être pris en compte comprennent: l'organisation géométrique des cellules myocardiques, les propriétés du tissu cardiaque, le rythme électrique du cœur, la fonction valvulaire, et l'adéquation de l'approvisionnement du sang par l'oxygène afin de répondre aux besoins métaboliques du myocarde.

Le cœur a quatre chambres cavitaires dont les murs se composent des cellules myocardiques formant un syncytium mécanique. A la sortie de chaque chambre, il y a une valve qui se referme après la contraction de la chambre, ce qui empêche le retour du flux sanguin lorsque la chambre se détend et les pressions en aval dépassent les pressions de chambre. Le cœur droit comprend un petit atrium menant au grand ventricule droit. L'oreillette droite reçoit le sang de la plupart des corps pour alimenter le ventricule droit. Quand le ventricule droit se contracte, il propulse le sang vers les poumons, où le sang est oxygéné et purifié de dioxyde du carbone. L'oreillette gauche reçoit le sang par les poumons et le conduit dans le ventricule gauche. Les contractions fortes du ventricule gauche propulsent le sang à travers l'aorte au reste du corps avec une pression suffisante pour perfuser le cerveau. L'oreillette gauche et le ventricule gauche forment le cœur gauche.

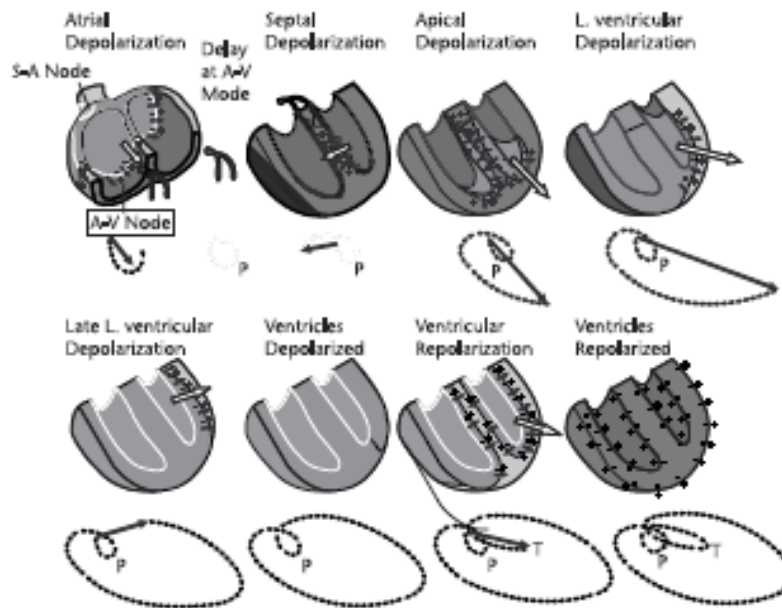


Fig. 1.4. Trajectoire d'un vecteur cardiaque normal [31].

La Fig. 1.4 illustre la géométrie du cœur normal et la résultante instantanée du vecteur électrique cardiaque pendant le cycle cardiaque. Elle montre l'origine des battements du cœur (au niveau du noeud SA), un retard au niveau du noeud AV (de sorte que l'atrium termine sa contraction avant que les ventricules commencent leur travail), et elle montre aussi la propagation accélérée de l'onde de dépolarisation à travers des fibres conductrices spécialisées (ce qui permet aux parties séparées du cœur de se dépolariser de façon plus synchronisée). Ensuite, il y a un retard au niveau du noeud AV, discuté ci-dessus, au cours duquel il n'y a aucune activité électrique mesurable à la surface du corps, sauf si des techniques spéciaux de calcul des moyennes sont utilisées. Après l'apparition de l'activité au noeud AV, elle dépolarise le faisceau His et les branches de faisceaux. Ensuite, il y a la dépolarisation du septum. Le septum est la paroi entre les ventricules, et le faisceau principal de fibres conductrices qui s'étalent le long du côté gauche de la cloison. Au moment où l'onde du potentiel d'action entre dans le septum myocardique, elle commence à se propager de la gauche vers la droite ce qui pointe le vecteur cardiaque vers la droite du patient. Ensuite, il y a une dépolarisation apicale et le mouvement gauche de l'onde de dépolarisation est équilibré par celle de l'onde déplaçant vers la droite. Le vecteur cardiaque résultant pointe largement vers le bas à gauche du sujet et légèrement en avant.

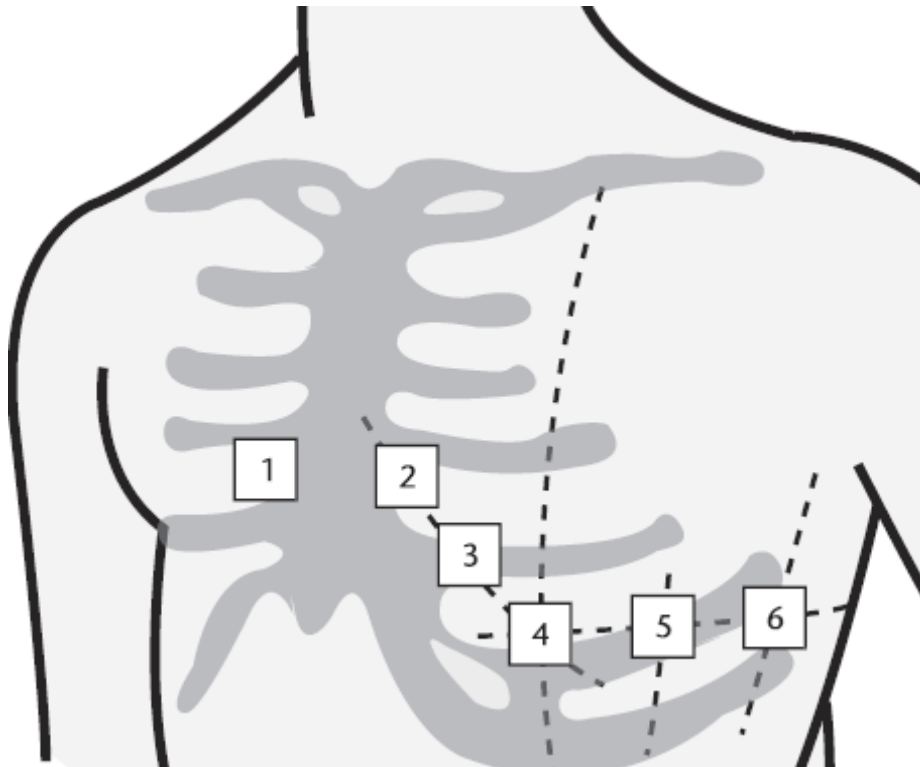


Fig. 1.5. Les six dérives précordiales standard (V_1 - V_6) [31].

Durant la dépolarisation du ventricule gauche, il y a aussi l'activité électrique dans le ventricule droit, mais comme le ventricule gauche est beaucoup plus massif, son activité domine. Après leur dépolarisation, les différentes parties du myocarde se contractent par l'intermédiaire du processus du couple excitation-contraction.

Il y a une période plateau (dépolarisation du ventricule) où aucune propagation du potentiel d'action n'existe et ainsi le vecteur cardiaque est non mesurable. Enfin, les cellules individuelles commencent à se repolariser et une nouvelle onde traverse le cœur, cette fois générée par des dipôles formés par des tissus qui sont en processus de dépolarisation et repolarisation. Le cœur revient ensuite à son état de repos (de telle sorte que les ventricules sont repolarisés), en attendant un autre stimulus électrique qui déclenche un nouveau cycle. Notez que la polarité et la direction de propagation en phase de repolarisation sont inversées par rapport à ceux en phase de dépolarisation. En conséquence, les ondes de repolarisation sur l'ECG sont généralement de la même polarité que les ondes de dépolarisation.

Pour compléter l'étude des bases de l'ECG de surface, la description de la façon dont la trajectoire du vecteur cardiaque produit (détaillé dans la Fig. 1.4) un aspect scalaire de l'ECG normal est maintenant décrit. Le vecteur cardiaque, qui se dilate, se contracte, et tourne dans un espace tridimensionnel, est projeté sur 12 lignes différentes (Dérivations) avec des orientations bien définies. Par exemple, la ligne I ou Dérivation I est orientée directement à gauche du patient. Chaque dérivation révèle l'amplitude instantanée du vecteur cardiaque dans la direction de ladite dérivation.

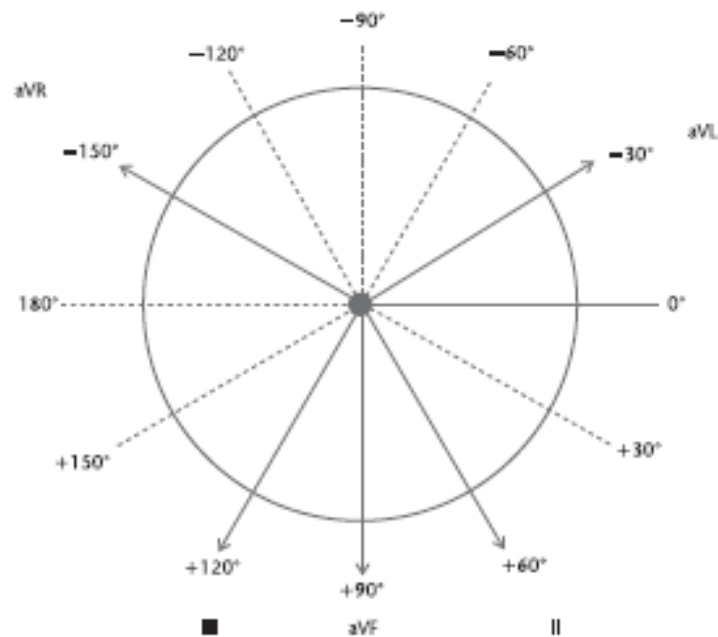


Fig. 1.6. Dérivations des membres du plan frontal.

Les six dérivations précordiales rapportent l'activité dans le plan horizontal. Dans la pratique, cela exige que six électrodes sont placées autour du torse, Fig. 1.5, et l'ECG représente la différence entre chacune de ces électrodes (V1-6) et le terminal central. Des électrodes supplémentaires sont placées sur les bras et les jambes créant ainsi d'autres dérivations. Ces nouvelles dérivations sont le résultat de la différence entre le potentiel des membres et celui du terminal central comme illustre la Fig. 1.6.

(1) la dérivation I, est la différence entre le bras gauche (LA) et le bras droit (RA), (2) la dérivation II, est la différence entre la jambe gauche (LL) et le bras droit (RA), (3) la dérivation III, est la différence entre LL et le LA.

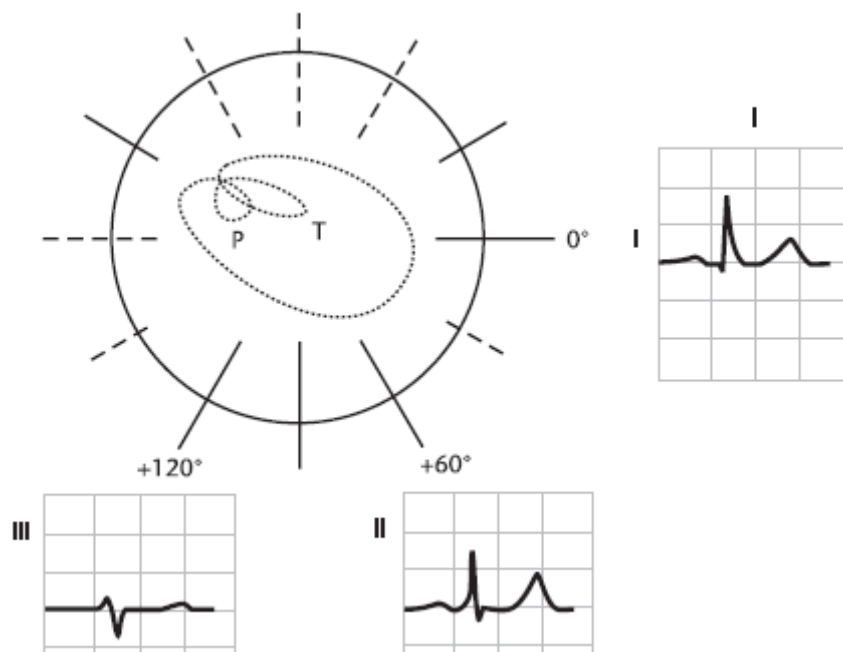


Fig. 1.7. L'aspect temporel du vecteur cardiaque combiné avec la géométrie des dérivations des membres du plan frontal [31].

Notez également que les dérivations des membres dites augmentées (désignées par «a») représentent le potentiel d'une branche donnée par rapport à la moyenne des potentiels des deux autres branches ; aVF est la différence entre le LL et la moyenne des dérivations des bras, aVR est la différence entre RA et la moyenne de LL et de LA, et aVL est la différence entre LA et la moyenne de RA et LL. L'utilisation des 12 dérivations pour représenter l'activité tridimensionnelle du vecteur cardiaque a produit des redondances considérables. Toutefois, la projection du vecteur cardiaque sur des axes non orthogonaux, tend à produire une représentation plus facile pour l'interprétation humaine et compense les incohérences mineures dans le placement des électrodes (Le placement des électrodes varie avec le sujet et avec le technicien).

L'aspect temporel du vecteur cardiaque est combiné avec la géométrie des dérivations standard des membres du plan frontal (bras et jambes), Fig. 1.7. La trajectoire temporelle du vecteur cardiaque, de la Fig. 1.4, est recréée. Les dérivations frontales de l'ECG se superposent dans leur orientation classique, Fig. 1.6. Les trois dérivations I, II et III sont représentées. Notez que l'axe du complexe QRS est perpendiculaire à la ligne isoélectrique.

Les premiers systèmes de dérivations orthogonales proposés (le cube, le tétraèdre) se sont avérés décevants parce que les postulats sur lesquels repose la méthode vectorielle ne sont généralement pas satisfaits. En effet, le coeur ne peut être assimilé à un générateur ponctuel situé exactement au centre d'un thorax ayant une forme géométrique simple et entourée d'un milieu conducteur homogène. C'est pour pallier l'inexactitude de ce postulat de base que furent élaborés les systèmes de dérivations orthogonales dites "corrigées".

La Fig. 1.8 illustre les caractéristiques cliniques normales de l'ECG, qui comprennent l'amplitude des ondes et les intervalles temporels existant entre les différentes ondes. Les emplacements des différentes ondes sur l'ECG sont arbitrairement marqués par les lettres P, Q, R, S, et T (et parfois U, bien que cette onde est souvent difficile à identifier, car elle peut être absente, avoir une faible amplitude, ou être masquée par un battement ultérieure). Notez que l'illustration utilise le format de présentation standard (graphe en papier), qui découle des premières années de l'électrocardiographie clinique, où l'analyse a été effectuée par des mesures manuelles sur le papier. Chaque case est de 1 mm^2 et le papier ECG est habituellement réglé pour se déplacer à 25 mm/s . Par conséquent, chaque case représente $0,04$ secondes de temps. L'échelle d'amplitude est fixée à $0,1 \text{ mV}$ par case. Les valeurs des caractéristiques cliniques indiqué sur la figure 1.8 sont typiques, mais ils peuvent varier en fonction du sexe, l'âge, l'activité, et de la santé du patient.

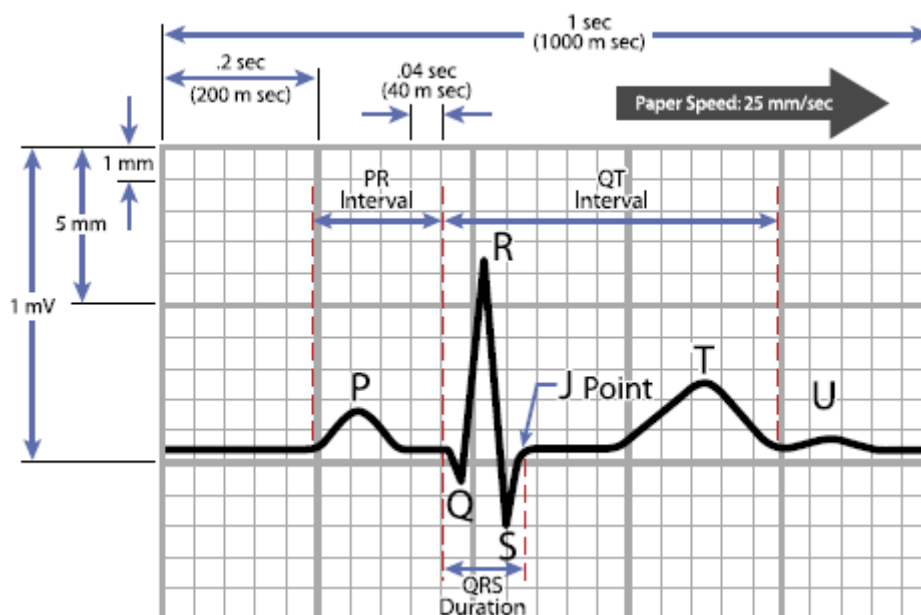


Fig. 1.8. Caractéristiques cliniques normales de l'ECG.

1.5. L'aspect clinique de l'ECG

Le clinicien qui utilise l'électrocardiogramme en tant qu'un outil de diagnostic souhaite déterminer les anomalies cardiaques à partir des potentiels de surface du corps. Dans un cadre de travail rigoureux, on peut considérer le cœur comme étant trois systèmes distincts: un système électrique, un système à fonctionnement coronaire (ou cardiaque) nourrissant chaque cellule du myocarde, et comme une pompe mécanique efficace. D'abord nous allons voir comment l'ECG est employé pour évaluer des anomalies électriques du cœur. Comme outil de diagnostic, l'ECG de surface présente des limitations inhérentes : Etant Donné la distribution des potentiels de surface du corps, nous ne pouvons pas spécifier avec précision le comportement électrophysiologique détaillé de la source puisque le problème inverse n'a pas une solution unique. Généralement, il est impossible de spécifier le générateur du courant uniquement par la mesure du potentiel à partir de l'extérieure. Par conséquent, une évaluation exigeante de l'activité électrique du cœur implique une étude d'électrode invasive. Malgré ces limitations inhérentes, l'ECG de surface est extrêmement utile dans les évaluations cliniques de pathologies électriques et une étude électrophysiologique invasive est seulement sollicitée dans de rares cas.

Généralement, les problèmes électriques existent sous deux formes: celles qui rendent la pompe cardiaque trop lentement (bradycardies), et ceux qui rendent la pompe cardiaque trop rapide (tachycardie). Si le pompage est trop lent, le cœur risque d'être incapable d'assurer un débit cardiaque sanguinaire qui assure la vie. Si elle est trop rapide, le débit cardiaque peut aussi être trop faible, car le cœur n'a pas le temps de se remplir, et aussi parce que le cœur peut subir des dommages (Demand ischemia) quand il essaie de pomper trop rapidement.

1.5.1. Le système nerveux autonome

Une classe d'anomalies du rythme cardiaque résulte d'un fonctionnement anormal du système de contrôle de la fréquence cardiaque. Tel que discuté précédemment, il existe des cellules spécialisées dans le nœud SA dont la fonction est d'agir comme stimulateur du cœur,

rythmiquement générant des potentiels d'action et déclenchant la dépolarisation du reste du cœur. Le nœud SA dispose d'un taux de stimulation intrinsèque, mais habituellement il est modifié par le système nerveux central, en particulier, le système nerveux autonome (SNA). La prise de décision pour les fonctions autonomes se produit dans la moelle épinière dans le tronc cérébral et l'hypothalamus. Les instructions de ces centres sont communiquées par les nerfs qui relient le cerveau au cœur. Il y a deux grandes séries de nerfs au service de la partie sympathique et la partie parasympathique du système nerveux autonome, qui à la fois stimulent le cœur. Le système nerveux sympathique est activé pendant les périodes de stress. Il augmente le rythme du nœud SA (donc augmente la fréquence cardiaque) et innerve aussi le myocarde lui-même, il augmente principalement la vitesse de propagation de l'onde de dépolarisation à travers le nœud auriculo-ventriculaire, et il augmente la force des contractions mécaniques. Tous ces effets sont le résultat du changement des canaux et barrières ioniques produit par les cellules pendant leur réponse aux messagères chimiques des nerfs. Le temps nécessaire pour le système nerveux sympathique pour enclencher ces effets est de l'ordre de 15 secondes.

Le système sympathique fonctionne en parallèle avec le système parasympathique. Pour le corps humain, le système parasympathique contrôle les actions telles que la digestion de nourriture. Le nerf par lequel le système parasympathique communique avec le cœur est appelé le Vagus. L'effet majeur de la branche parasympathique est sur le rythme cardiaque et la vitesse de propagation du potentiel d'action à travers le nœud AV. Par ailleurs, contrairement au système sympathique, les nerfs parasympathiques agissent rapidement, diminuent la vitesse à travers le nœud AV et ralentissent le rythme cardiaque au moins d'une seconde. La plupart des organes sont innervés par les deux systèmes nerveux sympathique et parasympathique du SNA et l'équilibre entre ces deux systèmes concurrents détermine la fonction. Les deux systèmes sympathique et parasympathique sont rarement éteints ou allumés totalement, mais plutôt, le corps ajuste leurs niveaux d'activation (appelé ton) convenablement à ses besoins.

Si un médicament qui désactive le système sympathique (par exemple, le Propranolol) est donné à un sujet sain au repos avec une fréquence cardiaque de 60 BPM, le résultat

classique est de ralentir le rythme cardiaque à environ 50 BPM. Si un médicament qui désactive le système parasympathique (par exemple, l'Atropine) est utilisé, le résultat classique est l'élévation du rythme cardiaque à environ 120 BPM. Si on utilise les deux médicaments et on désactive les deux systèmes (parasympathique et sympathique), le rythme cardiaque s'élève à 100 BPM. Par conséquent, dans le cas d'un sujet normal au repos, les effets qui freinent la fréquence cardiaque sont plus importants que les effets qui l'accélèrent, même si c'est l'équilibre de ces deux systèmes qui dicte le rythme cardiaque. La réaction normale du corps lorsque le ton vagal est augmenté (effet de freinage) est de diminuer au même temps le ton sympathique (effet d'accélération). De même, lorsque le ton sympathique est augmenté, le ton parasympathique est habituellement suspendu. Effectivement, si une personne est réveillée brusquement, la première augmentation de la fréquence cardiaque sera simplement en raison de la désactivation du système parasympathique plutôt que l'activation plus lente du système sympathique.

Mais sur quelle base le système nerveux autonome fait des ajustements de la fréquence cardiaque? Il y a une série de capteurs dans le corps envoyant des informations au cerveau (nerfs afférents, ce qui porte l'information au système nerveux central).

Ces paramètres détectés par les nerfs afférents comprennent la pression sanguine dans les artères (barorécepteurs), l'acidité dans le sang (chémorecepteurs), et les pressions à l'intérieur du cœur (mécanorécepteurs). Sur la base de ces informations, le cerveau adapte inconsciemment le rythme cardiaque. Le système est basé sur le fait que, avec l'augmentation de la fréquence cardiaque, le pompage cardiaque et le débit du sang à la sortie doivent être augmentés, augmentant ainsi la pression sanguine dans les artères, la circulation sanguine, l'apport d'oxygène vers les tissus et le dégagement de dioxyde de carbone, et ainsi de suite.

Lorsque la fréquence cardiaque est contrôlée par le stimulus provenant du nœud SA, la séquence des battements cardiaque est dite rythme sinusal, Fig. 1.9.

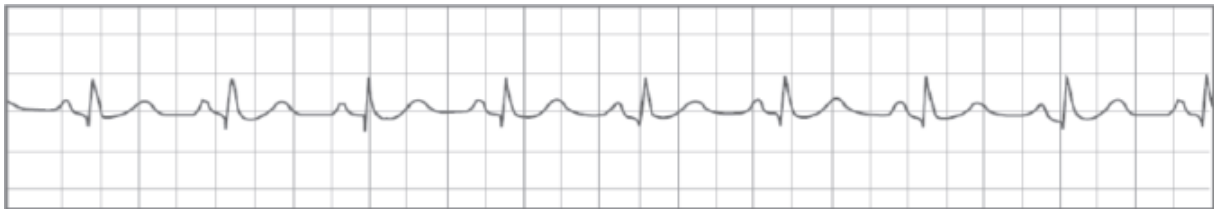


Fig. 1.9. Le rythme sinusal normal.

Lorsque le nœud SA stimule plus rapidement que d'habitude (par exemple, comme une réponse physiologique normale à la peur, ou une réponse anormale due à une intoxication à la cocaïne), le rythme est appelé tachycardie sinusale, Fig. 1.10.

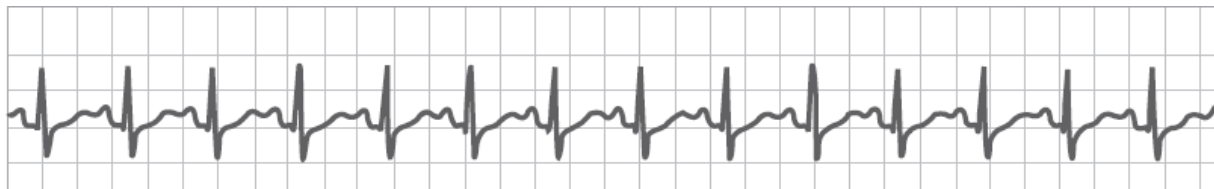


Fig. 1.10. Tachycardie sinusale.

Lorsque le nœud SA stimule plus lentement que d'habitude (Par exemple, soit comme une réponse physiologique normale d'un athlète en très bonne condition physique, ou une réponse anormale d'un patient plus âgé prenant trop de médicaments ralentissant le cœur), le rythme est connu comme une bradycardie sinusale, Fig. 1.11.



Fig. 1.11. Bradycardie sinusale.

Il peut y avoir des variations cycliques de la fréquence cardiaque en raison de la respiration, connues sous le nom arythmie sinusale (voir la figure 1.12).

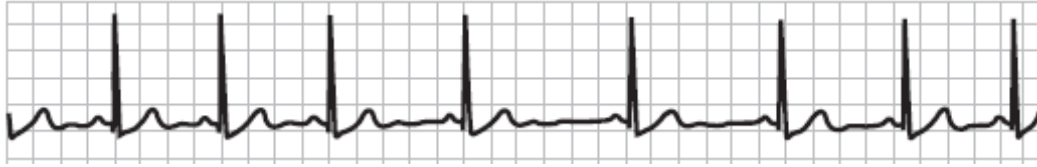


Fig. 1.12. Arythmie sinusale.

1.5.2. Les arythmies cardiaques :

Une arythmie est une anomalie cardiaque. Une catégorie d'arythmies se produit lorsque le déclenchement de dépolarisation provient de l'extérieur du noeud SA, dans une autre partie du myocarde (connu sous le nom de dépolarisation ectopique, entraînant des battements ectopiques). L'ectopie est due souvent d'un effet du médicament (par exemple, la caféine), d'une infection virale du myocarde, ou d'une inflammation ou dommages de certaines parties du coeur (par exemple, ischémie). Lorsque la contraction ectopique est d'origine auriculaire, elle conduit à un battement prématuré (atrial premature contraction APC), Fig.1.13. Quand elle est d'origine ventriculaire, elle conduit à un battement ventriculaire prématuré (ventricular premature contraction VPC), Fig.1.14.

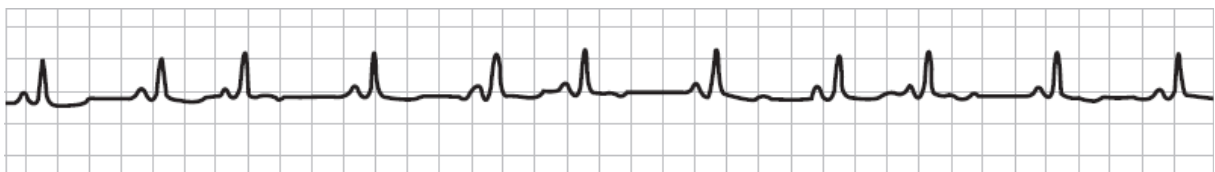


Fig. 1.13. Battement artériel prématuré.

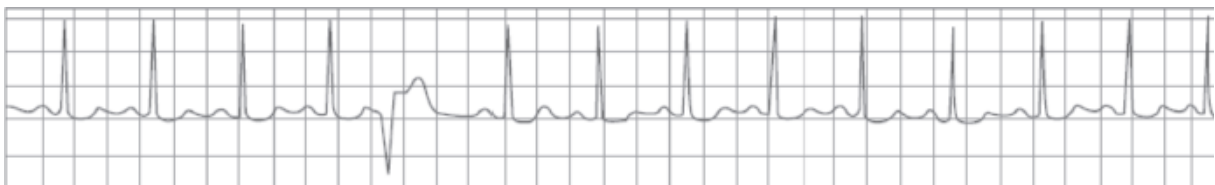


Fig. 1.14. Battement ventriculaire prématuré.

Notez dans la Fig. 1.14 que le battement ectopique ventriculaire est très différent des autres battements d'origine SA. Dans le cas d'une VPC, l'onde du potentiel d'action se propage inversement, c.-à-d., du bas du cœur vers le haut. Elle peut se déplacer à travers des directions différentes des celles d'une contraction ordinaire d'origine SA. Le battement ectopique est typiquement plus large parce que son onde se propage lentement à travers le myocarde plutôt que par le système très rapide de Purkinje. Après la propagation de l'onde ectopique à travers toutes les parties du muscle cardiaque, ce dernier reste temporairement dépolarisé. Après une pause, le tissu repolarisé et le mécanisme sinus régulier peut inciter un nouveau battement. Les conditions qui ont causé le battement ectopique peuvent persister (par exemple, trop de caféine peut mener à exciter encore et encore le myocarde). Parfois, une forme semi-stable de battements sinus et des extrasystoles se développe. Par exemple, une forme répétitive de battement (battement sinusal - VPC -. Etc.) peut se produire, ils sont appelés bigéminie ventriculaire, Fig. 1.15. Il peut y avoir autant de battements ectopiques qui peuvent entraîner la fréquence cardiaque globale à des rythmes beaucoup plus élevés que le rythme normal.

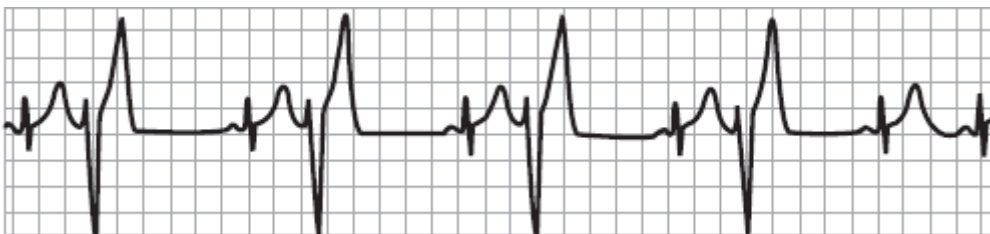


Fig. 1.15. Bigéminie ventriculaire.

La propagation continuée et répétée des ondes semi-stables à travers le myocarde entraîne une série de dépolarisation successives du cœur ce qui constitue un danger potentiel. Lorsque ce phénomène cyclique, semi-stable se produit dans le cœur, il est appelé une arythmie réentrante (reentrant arrhythmia). Un exemple classique souvent causé par une forme réentrante est la tachycardie ventriculaire (TV), Fig. 1.16. Ces états sont extrêmement pathologiques et peuvent être soudainement fatales, car le taux de dépolarisation peut être

incompatible avec le rythme cardiaque effectif. Une arythmie TV est signalée si trois ou plus battements ectopiques sont enregistrés sur un taux de plus de 100 BPM.

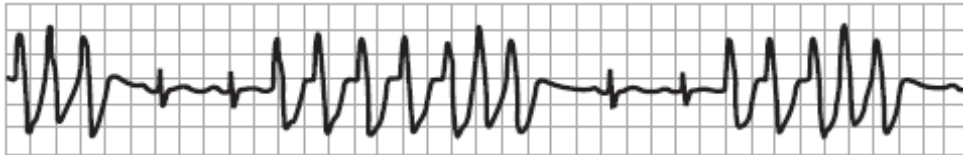


Fig. 1.16. Trois épisodes de tachycardie ventriculaire.

En raison des graves conséquences médicales de TV liés à des arythmies de réentrée, elles ont été bien étudiées théoriquement, expérimentalement et cliniquement. Dans certains cas, le front d'onde de dépolarisation globale peut être décomposé en d'innombrables petites ondes qui circulent quasi-aléatoires à travers le myocarde. Cela conduit à une disparition totale de la contraction cardiaque coordonnée, et le myocarde commence à trembler. On parle alors de la fibrillation. Dans la fibrillation auriculaire, Fig. 1.17, le nœud auriculo-ventriculaire agit toujours comme un gardien des ondes auriculaires désorganisées, le maintien de dépolarisation ventriculaire organisée distale vers le nœud AV avec le complexes QRS normaux. Le rythme ventriculaire est généralement assez irrégulier et le taux sera souvent élevé. Parfois, la fibrillation auriculaire est bien tolérée, à condition que la fréquence ventriculaire résultante ne soit pas excessive. La FA peut entraîner une déficience mineure du débit cardiaque due à un remplissage ventriculaire réduite. À long terme, il peut y avoir des régions où, en raison de l'absence des contractions, le sang se trouve en état de stase, et cela peut conduire à la formation d'un caillot de sang dans le cœur. Ces caillots peuvent rentrer à la circulation et provoquer des blocages artériels aigus (par exemple, les accidents vasculaires cérébraux), et donc les patients atteints de fibrillation auriculaire sont souvent sous traitement anticoagulant.

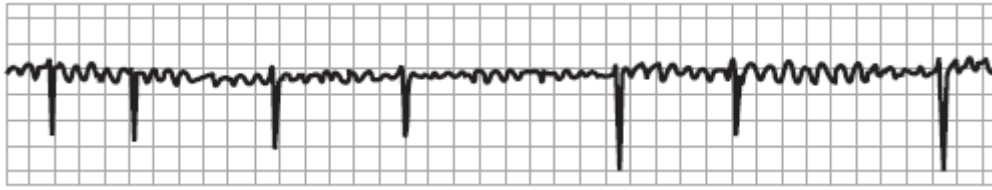


Fig. 1.17. Fibrillation auriculaire.

Contrairement à la fibrillation auriculaire, la fibrillation ventriculaire non traitée de quelques secondes à quelques minutes, Fig. 1.18, est fatale: La fibrillation ventriculaire provoque la cessation du flux sanguin à travers le circuit cardio-vasculaire.

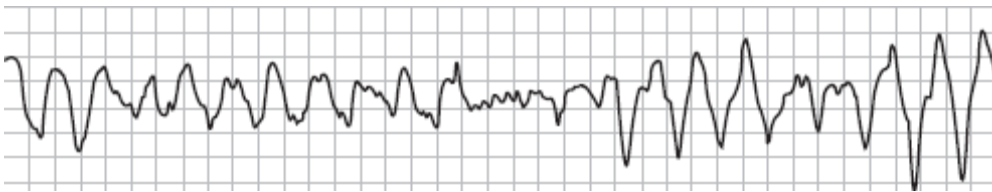


Fig. 1.18. Fibrillation ventriculaire.

1.5.3. Les blocs de conduction

Une autre catégorie d'arythmies est liée à des rythmes trop lents, et des blocages anormaux de propagation d'onde électrique. Par exemple, un nœud SA un peu vieilli stimule le cœur trop lentement, conduisant à une basse pression artérielle et une faiblesse ou un évanouissement du patient. En supposant que ce n'est pas un résultat de la médication excessive, ces symptômes pourraient exiger qu'un stimulateur cardiaque doit être implanté. Le nœud AV peut également développer des pathologies de conduction qui ralentissent le rythme cardiaque ventriculaire: Il peut échouer à conduire certaines ondes auriculaires (bloc AV de second degré), Fig. 1.19, ou il peut échouer à passer toutes les ondes auriculaires (bloc AV de troisième degré), Fig. 1. 20.

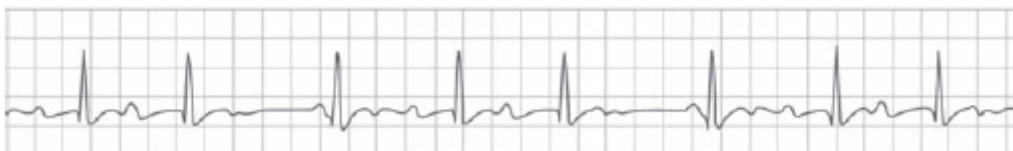


Fig. 1.19. Bloc AV de second degré.

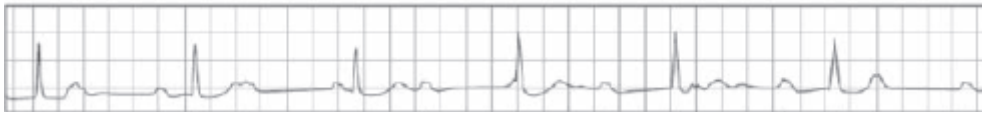


Fig. 1.20. Bloc AV de troisième degré.

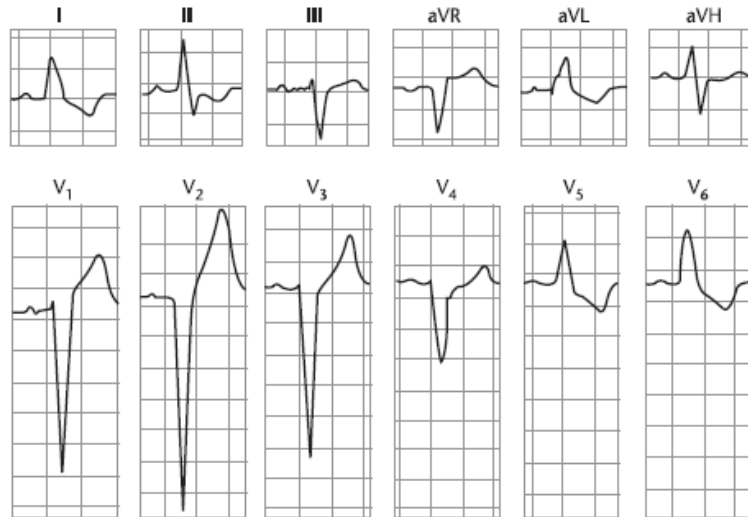


Fig. 1.21. Bloc de branche gauche.

Supposant que ce n'est pas un résultat de la médication excessive, la plupart des blocs AV du troisième degré, et un certain bloc AV du deuxième degré, nécessitent un stimulateur cardiaque pour leur traitement. Pendant le bloc AV du premier degré, le nœud auriculo-ventriculaire conduit une onde auriculaire avec un retard anormal, mais parce que les ondes auriculaires sont finalement répercutées sur les ventricules, le bloc auriculo-ventriculaire du premier degré ne ralentit pas le rythme ventriculaire global.

Certaines sections des fibres conductrices spécialisées dans les ventricules peuvent également échouer, par conséquent, les ondes de dépolarisation doivent atteindre certaines parties des ventricules via les chemins muscle-muscle à propagation lente. Il y a un ensemble de changements classiques liés aux pannes des faisceaux de conduction différentes (par exemple, bloc de branche droit et bloc de branche gauche), Fig. 1.21. Ces blocs ont généralement un effet minime sur l'efficacité du pompage. Cependant, ils peuvent changer radicalement la trajectoire du vecteur cardiaque et, de là le signal ECG. Ils peuvent masquer d'autres variations de l'ECG indicatives de certaines maladies (par exemple, ischémie).

Dans certains cas, les anomalies de la conduction indiquent d'autres pathologies sous-jacentes très importantes (par exemple, une embolie pulmonaire peut entraîner un nouveau bloc de branche droit, et ischémie aiguë antérieure peut entraîner un nouveau bloc de branche gauche). Le sujet de brady-arythmies et les blocs cardiaques mènent à la question des battements d'échappement, Fig. 1.20 et Fig. 1.22. Une systole d'échappement est similaire à une extrasystole, du fait que l'origine de l'onde électrique de dépolarisation est à l'extérieur du nœud SA. Toutefois, la différence est que la systole d'échappement est une réponse normale compensatoire pour la protection du cœur: Il existe un réseau de cellules cardiaques capables d'initier des battements cardiaques de sorte que la préservation du fonctionnement du cœur n'est pas exclusivement gérée par les cellules du nœud SA. Les cellules dans le système de secours ont des fréquences de stimulation plus lentes que celles du nœud SA. Ainsi, alors que le nœud SA est le stimulateur principal du cœur, les autres régions du cœur, en cas d'une longue pause cardiaque, ils lanceront des battements cardiaques. Par conséquent, un battement ventriculaire qui survient dans le cadre du block cardiaque de troisième degré est appelé une systole d'échappement ventriculaire, et il constitue un signe de l'absence d'autre pacemaker. Notez que les battements ectopiques sont généralement prématurés, et les systoles d'échappement mettent fin à une prolongation de l'intervalle R-R.

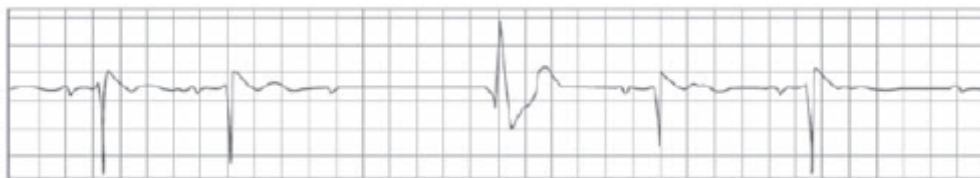


Fig. 1.22. Battements d'échappement ventriculaire.

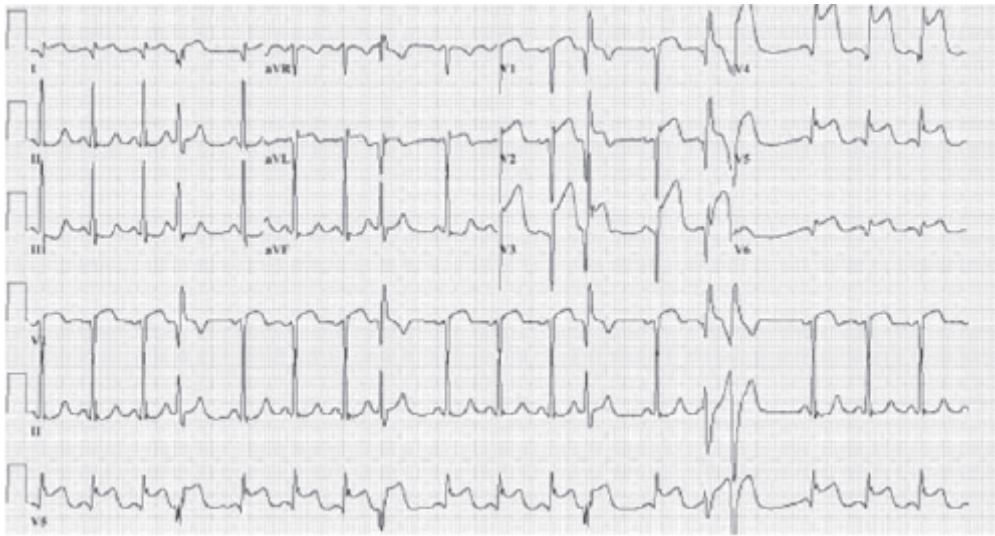


Fig. 1.23. Ischémie cardiaque.

1.5.4. L'ischémie cardiaque

Le signal ECG peut révéler des anomalies métaboliques du myocarde. La plus significative anomalie est l'ischémie, quand une partie du myocarde ne reçoit pas suffisamment du sang, souvent causée par une maladie coronaire des artères (l'ischémie évolue et finira par la mort des cellules du myocarde). L'enregistrement à 12 dérivations du signal ECG est une référence dans les tests de diagnostic et d'évaluation d'une éventuelle ischémie cardiaque. L'ischémie change souvent les apparences de l'onde T et le segment ST. Ceci est à cause du courant traversant la partie lésion dû à l'ischémique du myocarde modifiant ainsi le parcours de l'onde électrique. Il existe des formes classiques de l'ischémie, qui ne sont vues que dans une minorité des événements ischémiques, Fig. 1.23. Dans la plupart des cas d'ischémie, il existe des changements "non spécifiques" du signal ECG, tels que les variations de l'onde T qui peuvent être ou ne pas être causées par l'ischémie. Dans un petit pourcentage de cas, il peut y avoir une ischémie sans aucune modification grossièrement évidente du signal ECG. D'autres anomalies métaboliques qui provoquent des changements caractéristiques du signal ECG à savoir les anomalies électrolytiques. Parmi les indicateurs classiques des niveaux élevés de potassium sérique (hyperkaliémie), le niveau élevé et accentué de l'onde T, la perte de l'onde P et finalement, la distorsion du complexe QRS, Fig. 1.24.



Fig. 1.24. Hyperkaliémie.

L'hypokaliémie entraîne une ondulation après l'onde T appelée l'onde U. Le désordre du calcium et de magnésium, ainsi que la température du corps extrêmement basse, sont aussi des causes de changements de la forme du segment ST-T. Des médicaments thérapeutiques peuvent également modifier la forme de l'ECG. Un retard entre le complexe QRS et l'onde T peut être considéré comme un grand changement du signal ECG dû à une ischémie. Un segment QT prolongé indique un myocarde à risque de stimulation répétée, dans lequel des cellules cardiaques seront rapidement et de façons répétées dépolarisées. Elles sont associées à un type de tachycardie ventriculaire dangereux appelé torsades des pointes. Durant le phénomène R-on-T, le cœur se dépolarise au milieu de sa repolarisation pouvant ainsi déclencher une tachyarythmie fatale, Fig. 1.25. Le phénomène R-on-T peut se produire parce que l'intervalle QT est anormalement long. Il peut également se produire en raison d'un coup mécanique à la poitrine lors de la repolarisation (par exemple, un jeune joueur de hockey frappé à la poitrine).

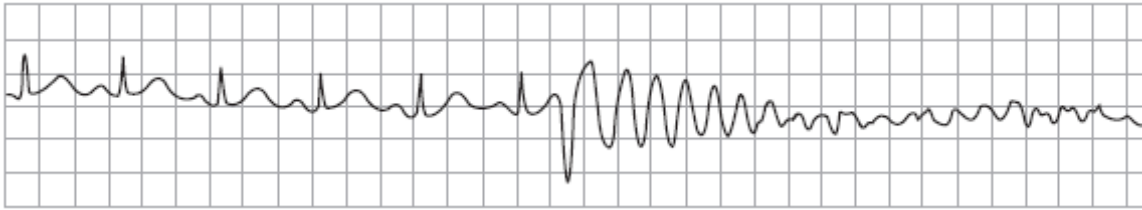


Fig. 1.25. Phénomène R-on-T.

L'ECG peut révéler des anomalies liées à la géométrie du cœur. Il s'agit des pathologies dans lesquelles une partie du cœur est élargie (myocarde gonflé), ou quand une partie du cœur a subi la mort cellulaire et les ruptures (un myocarde électriquement absent). Parmi les affections qui se manifestent souvent dans l'ECG, on trouve:

- L'épaississement des parois ventriculaires provoquées par des années de battre contre l'hypertension artérielle (hypertrophie);
- Gonflement des parois ventriculaires provoquées par la réception des grands volumes de sang régurgités de l'amont en cas de fuite, insuffisance des valves;
- Ruptures des parois du cœur (après une crise cardiaque) qui causent une partie du cœur d'être électriquement silencieux;
- Remplissage anormale de liquide autour du cœur (épanchement), qui peut diminuer la capacité du cœur à remplir du sang et donc pomper moins efficacement (tamponnade cardiaque).

Ces situations changent la trajectoire et/ou l'ampleur du vecteur cardiaque normale, ce qui peut déformer la morphologie usuelle du signal ECG.

1.6. Les différents bruits et artéfacts affectant l'ECG

Le signal ECG est contaminé par différents types de bruits de différentes origines. Ces bruits sont généralement colorés et de nature non linéaire et non stationnaire. Nous allons décrire, dans ce qui suit, certains types de ces bruits.

1.6.1. Interférences dues à l'alimentation (60 ou 50 Hz)

Soixante ou cinquante évènements (pics) réguliers sur un intervalle d'une seconde engendrés par le courant électrique du secteur existant à côté du patient au moment de l'enregistrement, Fig. 1.26. Généralement, ce type de bruit est supprimé en moyennant un filtre passe-bas du fait qu'il est un bruit de haute fréquence.



Fig. 1.26. Interférences électriques du secteur.

1.6.2. Interférences dues à l'activité électrique musculaire

Ces bruits sont généralement causés par l'activité électrique due aux muscles en contraction. Ces oscillations de hautes fréquences sur le tracé de l'ECG, Fig. 1.27, apparaîtront lorsque le patient bouge ou frissonne. Leur présence est très endommageant du fait qu'ils puissent noyer les différentes ondes du signal ECG et nuire ainsi à l'information utile.

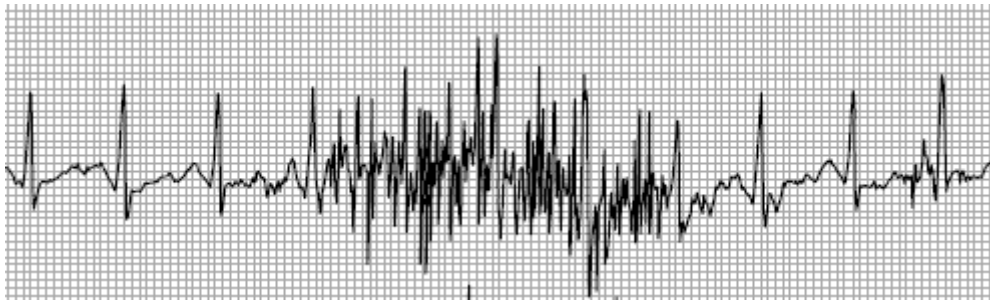


Fig. 1.27. Bruits dus aux activités électriques musculaires.

1.6.3. Dérive de la ligne de base

La dérive de la ligne de base est due essentiellement à la respiration du patient, Fig. 1.28. L'énergie spectrale des oscillations de ce bruit est située aux basses fréquences. Leur présence ne représente pas un grand problème et leur suppression est assurée par des filtres simples de type passe-haut.

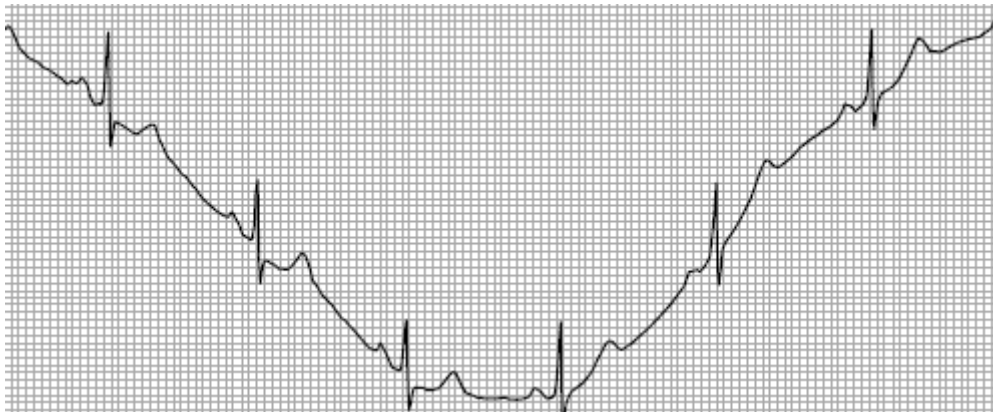


Fig. 1.28. Dérive de la ligne de base du signal ECG.

1.7. Résumé

Ce chapitre a présenté un bref résumé de l'étiologie de l'électrocardiogramme, avec un aperçu des mécanismes qui conduisent à la manifestation des morphologies normales et anormales sur de nombreux différents axes qui constituent les dérivations de l'ECG cliniques. Nous avons aussi présenté certains types des bruits affectant le signal ECG et qui peuvent constituer des obstacles devant l'exploitation adéquate de ce signal.

LES RESEAUX DE NEURONES

2.1. Introduction.....	34
2.2. Neurone Artificiel.....	36
2.3. Les topologies des RNA.....	39
2.3.1. Les RNA statiques (feedforward).....	41
<i>Le perceptron multicouche (PMC)</i>	41
<i>Réseaux à fonction de base radiale (RBF)</i>	41
2.3.2. Les RNA récurrents.....	42
<i>Réseaux de Jordan</i>	42
<i>Réseau d'Elman</i>	43
<i>Réseau Hopfield</i>	43
2.4. Stratégies et algorithmes d'apprentissage.....	44
2.4.1. Apprentissage supervisé.....	45
2.4.2. Apprentissage non supervisé.....	46
2.4.3. Apprentissage par renforcement.....	47
2.5. Algorithmes d'apprentissage.....	48
2.5.1. Apprentissage par correction d'erreur.....	49
2.5.2. Apprentissage par mémorisation.....	50
2.5.3. Apprentissage Hebbiane.....	51
2.5.4. Apprentissage compétitive.....	52
2.5.5. Apprentissage de Boltzmann	53
2.5.6. Les tâches d'apprentissage.....	53
2.6. Problème des données aberrantes.....	54
2.6.1. Fonction de coût robuste.....	54
2.6.2. Estimateur de maximum de vraisemblance.....	56
2. 7. Résumé.....	57

2.1. Introduction

Utilisés avec succès dans plusieurs domaines et applications, les réseaux de neurones artificiels (RNA) ont été considérés comme étant la technologie la plus réussie durant les dernières trois décennies [32]. Ils ont été largement utilisés dans une grande variété d'applications dans divers domaines telles que les applications biologiques, médicales, industriels, génie logiciel, environnementaux, économiques, financiers et les applications sociales. Il est évident qu'un RNA tire sa puissance de calcul à travers, d'une part, sa structure parallèle massivement distribuée et, d'autre part, sa capacité à apprendre et à généraliser. C'est avec ces deux caractéristiques que le RNA peut résoudre une très grande variété de problèmes [33]. Dans la suite de ce chapitre, nous allons voir les différents concepts à l'origine de cette technique. Le lecteur qui cherche une compréhension approfondie de la matière est sollicité à lire les références [33, 34].

Un RNA est un modèle mathématique qui tente de simuler la structure et les fonctionnalités des réseaux de neurones biologiques. L'élément de base de tous les RNA est le neurone artificiel, c'est à dire un simple modèle mathématique (élément de calcul), Fig. 2.1. Un tel modèle comporte trois ensembles de règles simples: la multiplication, l'addition et l'activation. Les entrées du neurone artificiel sont pondérées ce qui signifie que chaque valeur d'entrée est multipliée par le poids qui lui était assigné. Elle existe aussi la fonction somme qui additionne toutes les entrées pondérées et les biais. A la sortie du neurone artificiel, la somme des entrées préalablement pondérés et les biais sont passées à travers la fonction d'activation ou fonction de transfert dans certaines littératures.

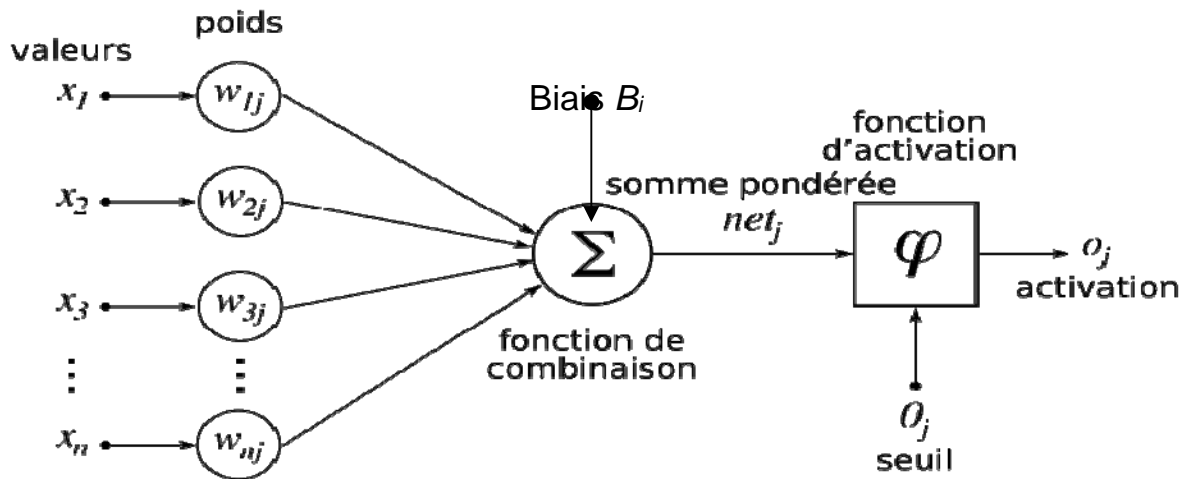


Fig.2.1. Structure d'un neurone artificiel.

Bien que le principe de fonctionnement et le simple ensemble de règles du neurone artificiel ne semblent pas de grande importance spéciale, tout le potentiel et la puissance de calcul de ces modèles prennent naissance quand on commence à les interconnecter pour former un réseau, Fig.2.2. Ces RNA utilisent le concept que la complexité peut être construite seulement par quelques règles de base simples [32].

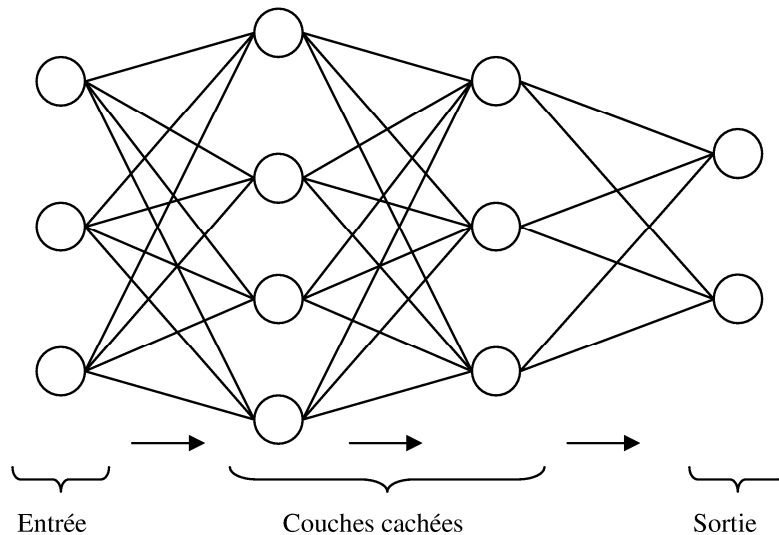


Fig.2.2. Réseau de neurones artificiel.

Afin de recueillir tous les avantages de la complexité mathématique qui peuvent être obtenus grâce à l'interconnexion des différents neurones artificiels et ne pas seulement rendre le système complexe et ingérable, généralement, on ne les interconnecte pas au hasard. Dans le passé, les chercheurs ont mis au point plusieurs topologies standard des RNA. Ces topologies prédéfinies peuvent nous aider à résoudre les problèmes facilement, rapidement et efficacement. Différents types de topologie sont adaptés pour résoudre plusieurs types de problèmes. Après avoir déterminé le type de problème à résoudre, nous déciderons quelle topologie nous devons utiliser. Nous aurons besoin d'affiner la topologie elle-même et ses paramètres.

Une topologie bien choisie ne signifie pas que nous pouvons utiliser directement notre RNA, elle est seulement un conditionnement préalable. Avant que nous puissions utiliser notre RNA, nous devons l'enseigner à résoudre le type de problème donné. Tout comme les réseaux de neurones biologiques qui peuvent apprendre leurs comportements/réponses sur la base des contributions qu'ils reçoivent de leur environnement, les RNA peuvent faire la même chose. Il existe trois principaux paradigmes d'apprentissage: l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage par renforcement. Nous choisissons la méthode d'apprentissage ainsi que la topologie du réseau de neurones artificiel en fonction du problème que nous essayons de résoudre. Bien que les paradigmes d'apprentissage soient différents dans leurs principes, ils ont tous une chose en commune, vu les données d'apprentissage et les règles d'apprentissage (fonction de coût choisie), le réseau neuronal artificiel tente de produire une bonne réponse de sortie en fonction de signaux d'entrée.

Après avoir choisi la topologie d'un RNA et son apprentissage, nous pouvons commencer à l'utiliser pour résoudre le problème donné.

2.2. Neurone Artificiel

Le neurone artificiel est un composant de base dans tous les réseaux de neurones artificiels. Sa conception et ses fonctionnalités sont inspirées d'un neurone biologique qui est le bloc de construction de base de réseaux de neurones biologiques qui comprend le cerveau, la moelle

épinière et les ganglions périphériques. Les similitudes dans la conception et les fonctionnalités peuvent être vues en comparant la Fig. 2.1 et la Fig. 2.3 qui représente un neurone biologique avec ses somas, les dendrites et les axones.

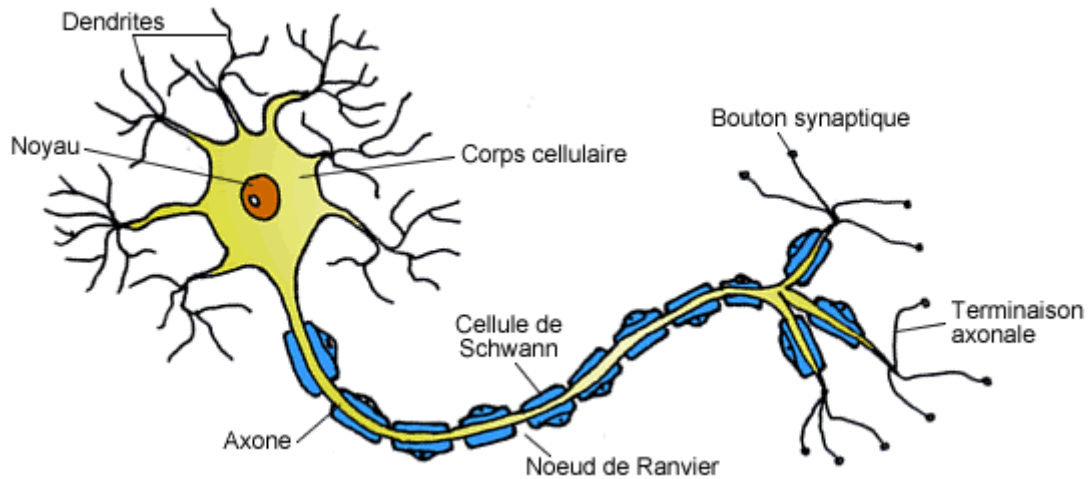


Fig.2.3. Neurone biologique.

Dans le cas des neurones biologiques, le neurone reçoit les informations par l'intermédiaire des dendrites, le soma traite ces informations et transmet le résultat par l'intermédiaire des axones. En revanche, dans le cas des neurones artificiels, l'information entre dans le corps d'un neurone artificiel par l'intermédiaire des entrées qui sont pondérées (chaque entrée peut être individuellement affectée à un poids). Le neurone artificiel additionne ensuite les entrées pondérées et les biais, et il les transforme à l'aide d'une fonction de transfert. Enfin, le neurone artificiel transmet les informations traitées par sa sortie. L'avantage du neurone artificiel est sa simplicité qui peut être vue dans sa description mathématique ci-dessous:

$$O_i(t) = \varphi_i \left(\sum_{i=0}^k w_i(t) \cdot x_i(t) + b \right) \quad (2.1)$$

$x_i(t)$ est la valeur d'entrée au temps t où i va de 0 à k ,

$w_i(t)$ est la valeur du poids au temps t où i va de 0 à k ,

b biais,

φ est la fonction de transfert,

$O_i(t)$ est la valeur de la sortie au temps t .

Comme on le voit à partir du modèle de neurone artificiel et son équation (2.1), la variable majeure inconnue dans ce modèle est sa fonction de transfert. La fonction de transfert définit les propriétés du neurone artificiel et peut être n'importe quelle fonction mathématique. Nous devons la choisir sur la base du problème que le neurone artificiel (réseau neuronal artificiel) doit résoudre, et dans la plupart des cas, on prend une fonction de transfert de l'ensemble des fonctions suivantes: fonction signe, fonction linéaire et fonction non linéaire (sigmoïde).

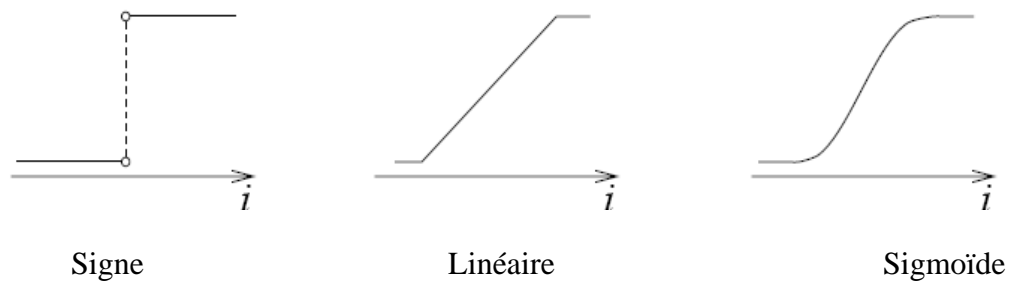


Figure 2.4. Différentes fonctions d'activations.

La fonction signe est une fonction binaire qui ne comporte que deux valeurs de sortie possibles (c.-à-d., zéro et un). Cela signifie que si la valeur d'entrée dépasse le seuil spécifique, la sortie prendra une valeur et si la valeur d'entrée ne dépasse pas le seuil spécifique la sortie prendra une autre valeur différente. Cette relation est modélisée par l'équation (2.2).

$$O = \begin{cases} 1 & \text{si } \varphi(x) \geq \text{threshold} \\ 0 & \text{si } \varphi(x) < \text{threshold} \end{cases} \quad (2.2)$$

Lorsque ce type de fonction de transfert est utilisé dans un neurone artificiel, on appelle ce neurone artificiel le perceptron. Il est utilisé pour résoudre des problèmes de classification. De ce fait, on le trouve souvent dans la dernière couche du réseau neuronal. Dans le cas d'une fonction de transfert linéaire, le neurone artificiel établit une simple transformation linéaire sur la somme des entrées pondérées et les biais. Lorsque nous utilisons une fonction non linéaire, la fonction sigmoïde est couramment la plus utilisée. Le calcul de la dérivé de la fonction sigmoïde est facile ce qui simplifie le calcul des mises à jour des poids dans le réseau neuronal.

2.3. Les topologies des RNA

Quand on combine deux ou plusieurs neurones artificiels, on obtient un réseau neuronal artificiel. Un seul neurone artificiel ne peut résoudre aucun problème réel, par contre un réseau de neurones artificiels peut le faire facilement. En fait, les RNA sont capables de résoudre des problèmes réels très complexes par l'exploitation des informations issues des blocs de calculs de base (neurones artificiels) qui traitent ces informations d'une manière non linéaire, distribuée, parallèle et locale

La façon dont les différents neurones artificiels sont interconnectés est appelée topologie (architecture) du réseau. Le fait que l'interconnexion des neurones entre eux peut être faite dans de nombreuses façons, il résulte de nombreuses topologies qui sont divisées en deux classes fondamentales. La Fig. 2.5 et la Fig. 2.6 montrent ces deux classes, la Fig. 2.5 représente la topologie simple (classe acyclique ou statique) où l'information circule de l'entrée vers la sortie dans un seul sens unique (feedforward) et la Fig. 2.6 représente la topologie récurrente (classe semi-cyclique) où une partie de l'information circule non seulement dans une direction allant de l'entrée vers la sortie, mais aussi en sens inverse. En observant la Fig. 2.6, nous avons besoin de mentionner que pour faciliter la manipulation et la modélisation mathématique du réseau neuronal artificiel, nous regroupons les neurones dans les couches individuelles. Sur la Fig. 2.5, on peut voir la couche l'entrée, cachée et la couche de sortie.

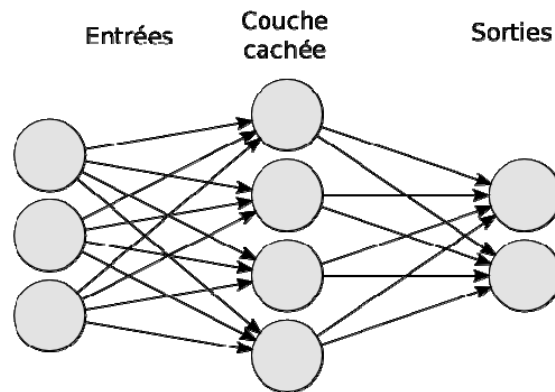


Fig. 2.5. Réseau feedforward avec une couche cachée.

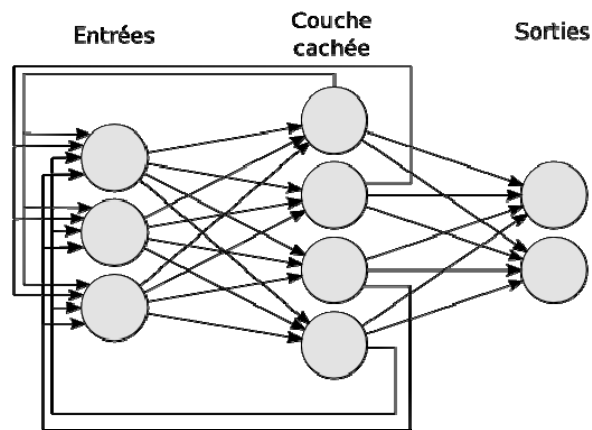


Fig. 2.6. Architecture d'un réseau récurrent.

Le choix et la construction de la topologie du RNA constituent la moitié de la tâche avant de pouvoir l'utiliser pour résoudre le problème donné. Comme tous les réseaux de neurones biologiques, les RNA ont besoin d'apprendre leurs réponses appropriées aux données d'entrées. Donc, la prochaine étape est de faire apprendre le RNA la réponse correcte du problème et cela peut être réalisé grâce à l'apprentissage (supervisé, non supervisé ou le renforcement). Peu importe la méthode que nous utilisons, la tâche de l'apprentissage consiste à définir les valeurs des poids et des biais (paramètres libres du RNA) sur la base de données d'apprentissage en minimisant une fonction de coût bien choisie.

2.3.1. Les RNA statiques (feedforward)

Dans les RNA avec la topologie statique (feedforward), l'information doit circuler entre l'entrée et la sortie dans une seule direction, sans bouclage, Fig.2.4. Il n'y a pas de limites de nombre de couches, le type de fonction de transfert utilisée dans les neurones artificiels individuels ou le nombre de connexions entre les neurones artificiels individuels. Le plus simple réseau de neurones artificiel statique est le perceptron qui est seulement capable d'apprendre les problèmes linéairement séparables.

Le perceptron multicouche (PMC)

Dans la topologie du PMC, Fig. 2.7, les neurones sont organisés dans des couches parmi lesquelles on cite, une couche d'entrée, une couche de sortie et des couches cachées. Leurs importances sont dues à la possibilité de les utiliser dans des domaines variées tels que la classification, l'estimation non linéaire,...etc.

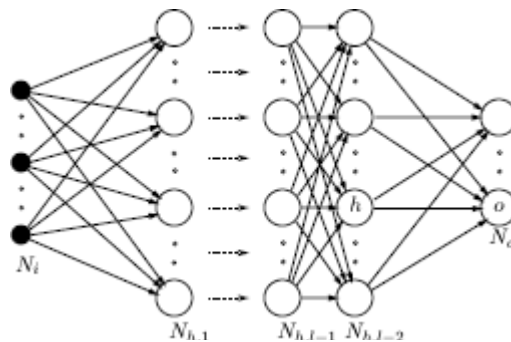


Fig.2.7. Réseau perceptrone multicouche.

Réseaux à fonction de base radiale (RBF)

Les réseaux RBF (Radial Basis Function), Fig. 2.8, sont également considérés comme des réseaux statiques à couches. Exactement comme le PMC, les RBF sont capable d'approximer n'importe quel fonction à l'aide de ses fonctions noyaux. Ces réseaux utilisent des fonctions locales qui donnent des réponses uniquement dans un domaine restreint. Une spécificité qui

caractérise ce type de réseau de neurones est leur fonction d'activation. La fonction d'activation la plus utilisée est la fonction Gaussienne.

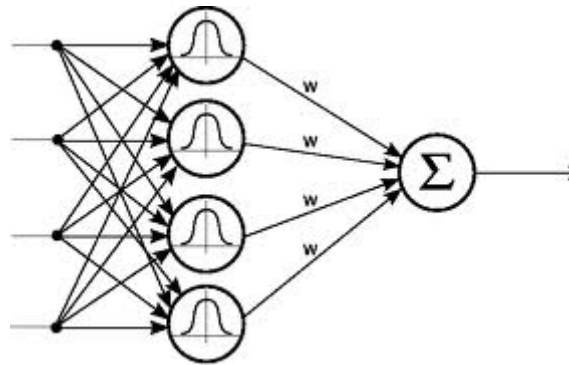


Fig.2.8. Réseau RBF.

2.3.2. Les RNA récurrents

Le RNA d'une topologie récurrente est semblable au réseau neuronal statique précédemment décrit, mais sans limitations concernant le bouclage. Dans ces réseaux, l'information n'est plus transmise que dans une seule direction, mais elle est également transmise vers l'arrière. Cela crée un état interne du réseau qui lui permet de présenter un comportement dynamique. La topologie la plus élémentaire d'un réseau neuronal récurrent est le réseau artificiel totalement connecté où chaque neurone est directement relié à tous les autres neurones dans tous les sens. D'autres réseaux de neurones artificiels récurrents tels que le réseau de Jordan (Fig.2.9), d'Elman (Fig. 2.10) et de Hopfield (Fig. 2.11) ne sont que des cas particuliers des RNA récurrents.

Réseaux de Jordan

Parmi les plus anciennes approches utilisées, on trouve les réseaux dynamiques de Jordan. Dans ce type de réseau, la sortie est réinjectée dans l'entrée via un ensemble de neurones appelés, neurones d'états, Fig. 2.9.

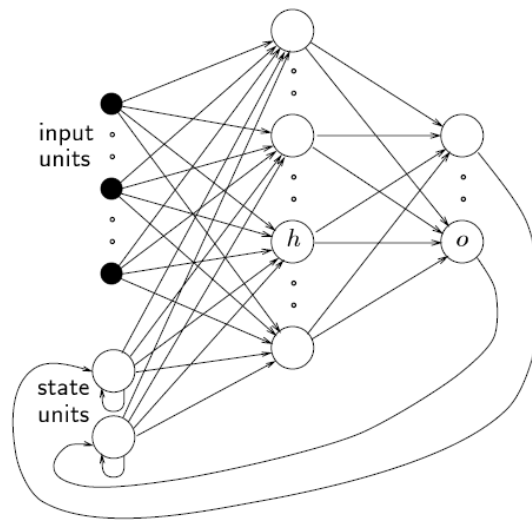


Fig. 2.9. Réseau de Jordan.

Réseau d'Elman

Le réseau d'Elman a le même principe que le réseau de Jordan. Sauf que le feedback est en provenance de la couche cachée qui est réinjectée dans l'entrée via une couche appelée couche de contexte, Fig. 2.10.

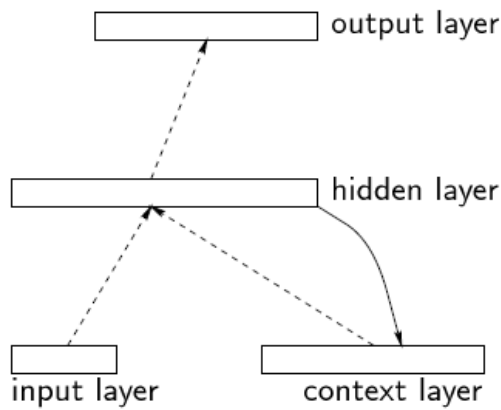


Fig. 2.10. Réseau de Elman.

Réseau Hopfield

Les réseaux de Hopfield sont des anciens modèles basés sur les types de neurones simples de McCulloch-Pitt. Ce modèle de réseau est constitué de N neurones à états binaires (-1, 1 ou 0, 1 suivant les versions) tous interconnectés, Fig. 2.11.

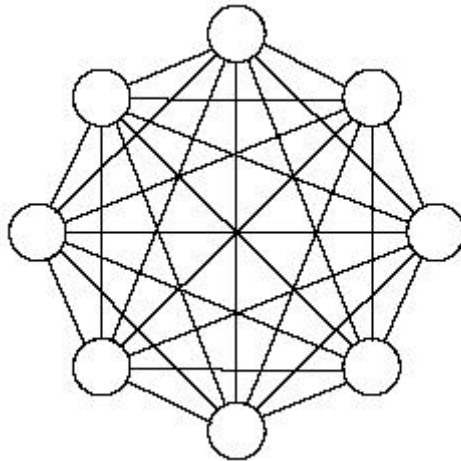


Fig. 2.11. Réseau de Hopfield.

2.4. Stratégies d'apprentissage

La propriété primordiale et la plus importante d'un réseau de neurones est sûrement son capacité à apprendre à partir de l'environnement qu'il l'entoure et d'améliorer ainsi ses performances. L'amélioration de la performance aura lieu au fil du temps en satisfaisant une mesure prescrite. Un réseau de neurones apprend de son environnement par le biais d'un processus interactif d'ajustement appliqué sur ses poids synaptiques et ses biais (paramètres du réseau). Le réseau devient plus conscient de son environnement après chaque itération du processus d'apprentissage.

Dans le cadre des réseaux de neurones, l'apprentissage est défini en tant qu'un processus par lequel les paramètres libres du réseau de neurones sont adaptés en réponse de la stimulation en provenance de l'environnement dans lequel le réseau est intégré. Le type d'apprentissage est déterminé par la façon dont les modifications des paramètres ont lieu.

Cette définition du processus d'apprentissage implique la séquence d'événements suivante [33]:

1. Le réseau de neurones est stimulé par un environnement.

2. Le réseau neuronal est soumis à des changements dans les paramètres libres en réponse à cette stimulation.
3. Le réseau de neurones répond autrement à l'environnement en raison des changements qui se sont produits dans sa structure interne.

Il existe trois grandes stratégies d'apprentissage comme nous avons précédemment mentionné; apprentissage supervisé, apprentissage non supervisé et l'apprentissage par renforcement. Généralement, ils peuvent être utilisés par n'importe quel type d'architecture des RNA. Chaque paradigme ou stratégie d'apprentissage comporte de nombreux algorithmes d'apprentissage.

2.4.1. Apprentissage supervisé

La Fig. 2.12 illustre le concept de l'apprentissage supervisé. Nous pouvons penser de l'enseignant (professeur) comme ayant une connaissance de l'environnement. Cette connaissance est représentée par une série d'exemples d'entrées-sorties. L'environnement est cependant inconnu au réseau de neurones en considération. Supposons maintenant que l'enseignant et le réseau de neurones sont exposés au même temps à un vecteur d'entraînement (exemple d'entrée-sortie), tiré de l'environnement. En vertu de la connaissance intégrée, l'enseignant est en mesure de fournir le réseau de neurones avec une réponse souhaitée propre à ce vecteur d'entraînement. En effet, la réponse souhaitée représente l'action optimale que le réseau de neurones doit réaliser. Les paramètres du réseau sont ajustés sous l'influence combinée du vecteur d'entraînement et le signal d'erreur. Le signal d'erreur est défini comme la différence entre la réponse désirée et la réponse réelle du réseau. Ce réglage est effectué de manière itérative dans le but est de faire le réseau neuronal émuler l'enseignant; l'émulation est présumée être optimale dans certain sens statistique. De cette façon, la connaissance de l'environnement à la disposition de l'enseignant est transférée au réseau de neurones à travers la procédure d'entraînement. A ce stade-là, on peut alors dépasser l'enseignant et laisser le réseau neural se comporte entièrement tout seul avec l'environnement.

Le type d'apprentissage supervisé que nous venons de décrire est l'apprentissage par la correction d'erreur dont nous allons mentionner ultérieurement dans les sections suivantes. Il s'agit d'un système de rétroaction en boucle fermée, mais l'environnement inconnu n'est pas dans la boucle.

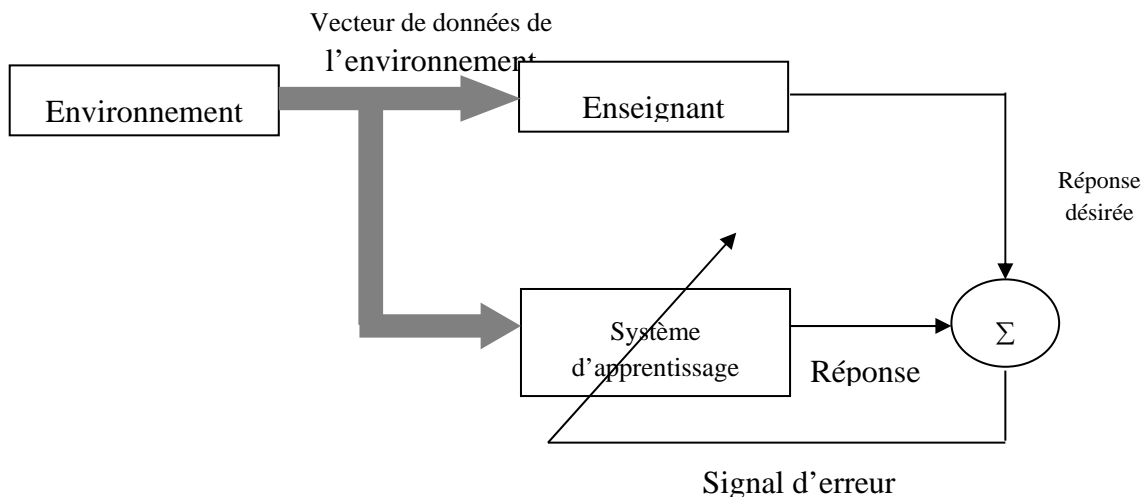


Fig.2.12. Schéma bloc de l'apprentissage supervisé.

2.4.2. Apprentissage non supervisé

Dans l'apprentissage supervisé, le processus d'apprentissage se déroule sous la tutelle d'un enseignant. Toutefois, dans le paradigme connu sous le nom d'apprentissage sans enseignant, il n'y a pas d'enseignant pour superviser le processus d'apprentissage, c'est-à-dire, il n'y a pas d'exemples d'entrées-sorties représentant la fonction que le réseau neuronal doit encoder dans ses paramètres. Donc, il n'y a pas d'enseignant pour superviser le processus d'apprentissage, comme indiqué sur la Fig. 2.13. Plutôt, il prévoit une mesure de qualité de représentation indépendante de la tâche qui est nécessaire pour que le réseau apprenne, et les paramètres libres du réseau sont optimisés par rapport à cette mesure. Une fois que le réseau est devenu familier avec les régularités statistiques des données d'entrées, il développe la capacité de

produire des représentations internes et créer ainsi, automatiquement, de nouvelles classes [33].

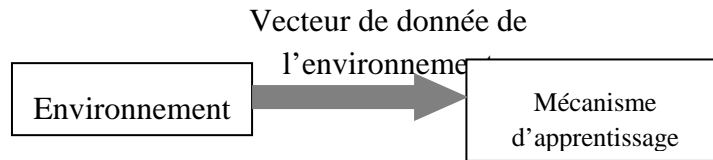


Fig. 2.13. Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé.

Pour effectuer l'apprentissage non supervisé, nous pouvons utiliser une règle d'apprentissage concurrentiel. Par exemple, on peut utiliser un réseau de neurones qui se compose de deux couches, une couche d'entrée et une couche compétitif. La couche d'entrée reçoit des données disponibles. La couche concurrentielle se compose de neurones qui sont en concurrence les uns avec les autres (en conformité avec une règle d'apprentissage) pour la «possibilité» de répondre aux caractéristiques contenues dans les données d'entrée. Dans sa forme la plus simple, le réseau fonctionne selon une stratégie « gagnant prend tout ». Dans une telle stratégie, le neurone avec les plus grands somme d'entrée "gagne" la concurrence et s'active, tous les autres neurones perdants se désactivent.

2.4.3. Apprentissage par renforcement

Dans l'apprentissage par renforcement, l'apprentissage d'une fonction ou relation d'entrées-sorties est réalisé par une interaction continue avec l'environnement en vue de minimiser un indice de performance scalaire. La Fig. 2.14 illustre le schéma bloc d'un système d'apprentissage par renforcement [32].

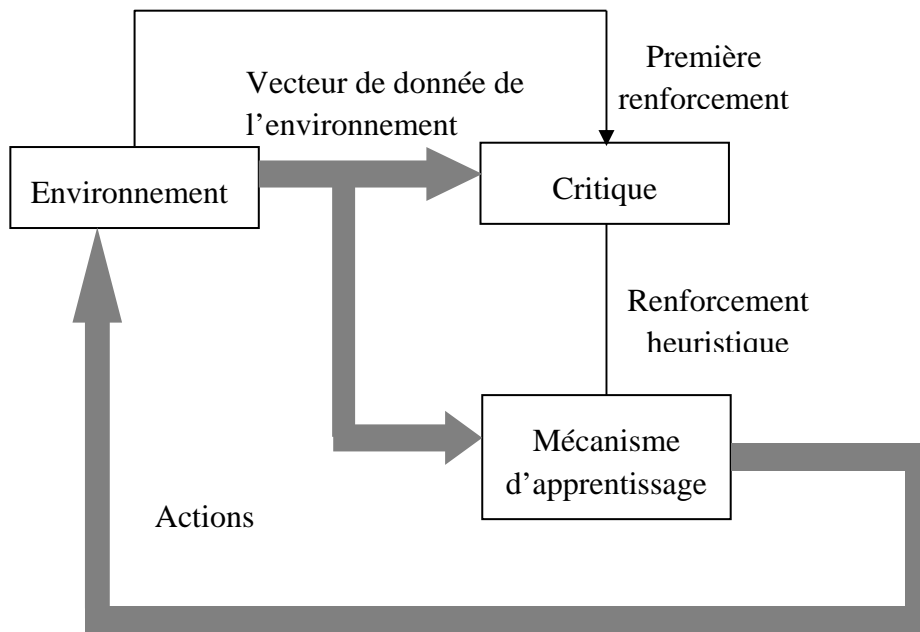


Fig. 2.14. Schéma bloc de l'apprentissage par renforcement.

L'apprentissage par renforcement est très attractif. Il fournit la base pour le système d'interagir avec son environnement, en développant ainsi la capacité d'apprendre à effectuer une tâche prescrite uniquement sur la base des résultats de l'expérience produite par cette interaction.

2.5. Algorithmes d'apprentissage

L'ensemble des règles bien définies mis en œuvre pour la solution du problème d'apprentissage est appelé un algorithme d'apprentissage [33]. Evidemment, il n'y a pas un algorithme d'apprentissage unique pour la conception d'un réseau neuronal. Au contraire, il existe un «kit d'outils», représenté par une grande diversité d'algorithmes d'apprentissage, dont chacun a ses avantages propres à lui.

Généralement, les algorithmes d'apprentissage se distinguent entre eux par la manière dont l'ajustement des poids synaptiques des neurones est effectué. Un autre facteur à considérer est

la façon avec laquelle le réseau neuronal est lié à son environnement. Dans ce dernier contexte, nous parlons d'un paradigme d'apprentissage qui se réfère à un modèle de l'environnement dans lequel le réseau neuronal fonctionne.

2.5.1. Apprentissage par correction d'erreur

Pour illustrer notre première règle d'apprentissage, considérons le cas simple d'un neurone k constituant le seul nœud de calcul dans la couche de sortie d'un réseau de neurones, comme illustré dans la Fig. 2.15. Le neurone k est stimulé par un vecteur de signal $x(n)$ produit par une ou plusieurs couches de neurones cachés, qui sont eux-mêmes produit par un vecteur d'entrée (stimulation) appliqué à des nœuds de source (c'est à dire, la couche d'entrée) du réseau neuronal. Le paramètre (n) est le temps discret, ou plus précisément, le numéro d'itération d'un processus itératif impliqué dans l'ajustement des poids synaptiques du neurone k . La sortie du neurone k est désignée par $y_k(n)$. Cette valeur, qui représente la seule sortie du réseau de neurones, est comparée à une réponse désirée ou sortie cible, notée $d_k(n)$. Par conséquent, un signal d'erreur, notée par $e_k(n)$, est produite. Par définition, nous avons donc:

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \quad (2.3)$$

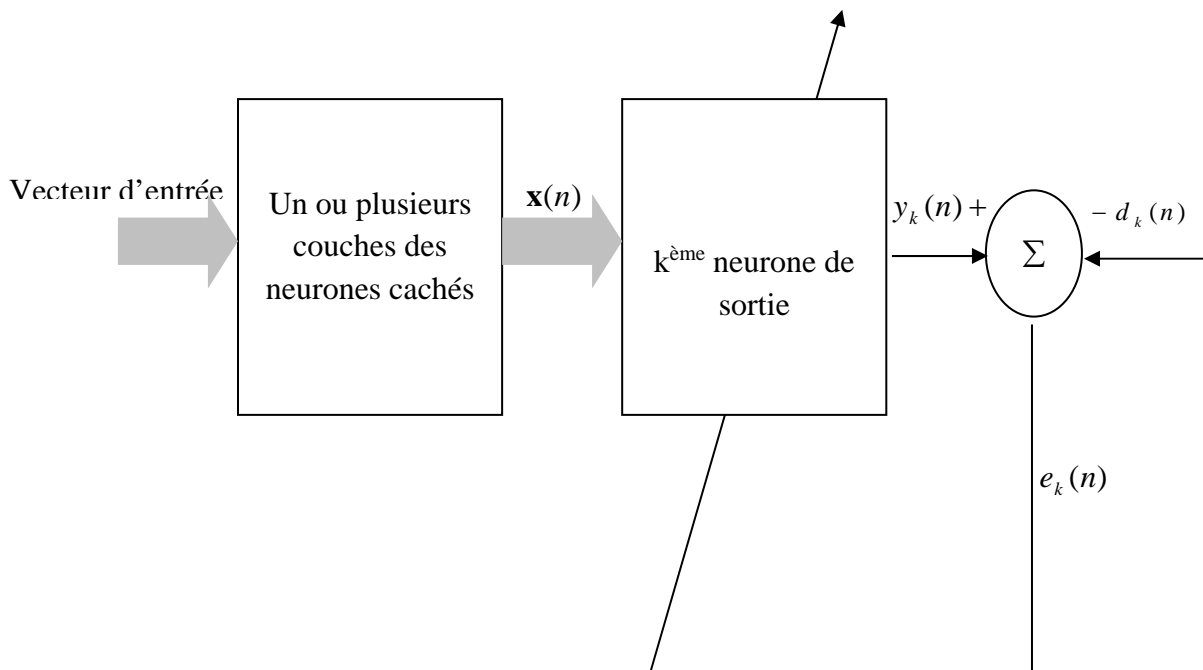


Fig. 2.15. Procédure d'ajustement du poids du $k^{\text{ème}}$ neurone dans un PMC.

Le signal d'erreur $e_k(n)$ actionne un mécanisme de commande, dont le but est d'appliquer une séquence d'ajustements correctifs pour les poids synaptiques du neurone k . Les ajustements correctifs sont conçus pour avoir le signal de sortie $y_k(n)$ plus proche de la réponse désirée $d_k(n)$ et cela d'une manière itérative. Cet objectif est atteint en minimisant une fonction de coût ou indice de performance $\xi(n)$ définie en termes du signal d'erreur $e_k(n)$:

$$\xi(n) = \frac{1}{2} e_k^2(n) \quad (2.4)$$

$\xi(n)$ c'est l'énergie instantanée de l'erreur. Les ajustements récursifs aux poids synaptiques du neurone k sont poursuivis jusqu'à ce que les poids synaptiques soient essentiellement stabilisés. À ce stade, l'opération d'apprentissage est considérée comme achevée.

Le processus d'apprentissage décrit ici est évidemment appelé l'apprentissage par la correction d'erreur. En particulier, l'apprentissage par la minimisation de la fonction de coût $\xi(n)$ est appelé *delta-rule* ou la règle de Widrow-Hoff. Soit $w_{kj}(n)$ la valeur du poids synaptique du neurone (k) excité par l'élément $x_j(n)$ du vecteur d'entrée $x(n)$ à l'instant (n). Selon *delta-rule*, l'ajustement $\Delta w_{kj}(n)$ appliqué sur le poids synaptique $w_{kj}(n)$ à l'instant (n) est définie par :

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta e(n) x_j(n) \quad (2.5)$$

où η est une constante positive qui détermine la vitesse d'apprentissage et elle est appelée le pas d'apprentissage. Après avoir calculé l'ajustement synaptique $\Delta w_{kj}(n)$, la valeur actualisée du poids synaptique w_{kj} est donnée par :

$$w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) + \Delta w_{kj}(n) \quad (2.6)$$

2.5.2. Apprentissage par mémorisation

Dans ce type d'apprentissage, tous ou la plupart des expériences passées des exemples d'entrées-sorties correctement classés, $\{(\mathbf{x}_i, d_i)\}_{i=1}^N$, où \mathbf{x}_i représente le vecteur d'entrée et d_i désigne la réponse désirée, ont été explicitement sauvegardés dans une mémoire de grande capacité. Sans perte de généralité, nous avons considéré la réponse désirée comme un scalaire. Par exemple, dans un problème de classification binaires deux classes/hypothèses, notée ζ_1 et ζ_2 , sont considérées. Dans cet exemple, la réponse désirée d_i prend la valeur 0 ou -1 pour l'hypothèse ζ_1 et 1 pour l'hypothèse ζ_2 . Lors de la classification d'un vecteur de test \mathbf{x}_{test} qui n'a pas été utilisé pendant l'apprentissage, l'algorithme répond en appelant et analysant les vecteurs proche ou voisin de \mathbf{x}_{test} (local neighborhood of \mathbf{x}_{test}).

Tous les algorithmes d'apprentissages basés sur la mémoire impliquent deux critères essentiels :

- Critère utilisé pour définir le voisinage du vecteur de test \mathbf{x}_{test} .
- Règle d'apprentissage appliquée aux exemples d'apprentissage dans le voisinage de \mathbf{x}_{test} .

2.5.3. Apprentissage Hebbiane

Le postulat d'apprentissage de Hebb est le plus ancien et le plus célèbre de toutes les règles d'apprentissage connus [33].

Quand un axone d'une cellule A est presque prêt pour exciter une cellule B, d'une manière répétitive ou persistante pour l'activer, un processus de croissance ou changements métaboliques se déroulent dans l'un ou dans les deux cellules de telle sorte que l'efficacité d'influence de la cellule A sur l'activation de la cellule B va s'accroître.

Cette déclaration est faite dans un contexte neurobiologique. Nous pouvons la développer et la reformuler comme une règle en deux parties [33].

1. Si deux neurones de part et d'autre d'une synapse (connexion) sont activés simultanément (i.e., d'une manière synchrone), cette synapse est renforcée d'avantage.
2. Lorsque deux neurones de part et d'autre d'une synapse sont activés d'une façon asynchrone, cette synapse doit être affaiblie ou supprimée.

De façon plus précise, la synapse de Hebb est définie comme une synapse qui utilise un mécanisme fortement interactive, locale et dynamique (c.-à-d. dépendant du temps) pour augmenter l'efficacité synaptique en fonction de la corrélation entre les activités prés synaptiques et post-synaptiques. Donc, quatre principaux mécanismes caractérisant une synapse de Hebb [33] :

1. Dépendance temporelle.
2. Principe de localité.
3. Mécanisme d'interactivité.
4. Principe de corrélation.

2.5.4. Apprentissage compétitif

Dans l'apprentissage compétitif, comme son nom l'indique, les neurones de sortie du réseau neuronal se concurrent entre eux pour être activé. Au contraire du réseau neuronal entraîné par l'algorithme de Hebb où plusieurs neurones de sortie peuvent être activés simultanément, dans l'apprentissage compétitif seulement un neurone de sortie est activé à chaque instant. Cette caractéristique de l'apprentissage compétitif est utilisée fortement dans la répartition et la classification statistique des données.

Il y a trois éléments de base qui régulent l'apprentissage compétitif [33]:

- Un ensemble de neurones identiques, avec des poids synaptiques aléatoirement distribués pour assurer une réaction différente aux exemplaires d'entrées.

- La sortie de chaque neurone doit être limitée.
- Un mécanisme qui permet aux neurones de se concourir pour avoir le droit de répondre à un sous-ensemble des données d'entrées, de sorte qu'un seul neurone de sortie sera active à la fois. Le neurone qui remporte la compétition est appelé un neurone gagnant.

En conséquence, les neurones individuels du réseau apprennent à se spécialiser sur des ensembles de modèles similaires; ce faisant, ils deviennent des détecteurs de fonctionnalités pour les différentes catégories de modèles d'entrée.

2.5.5. Apprentissage de Boltzmann

La règle d'apprentissage de Boltzmann est un algorithme d'apprentissage stochastique inspiré de la mécanique statistique. Un réseau de neurones conçu sur la base de la règle de l'apprentissage de Boltzmann est appelé une machine de Boltzmann [33].

Dans une machine de Boltzmann, les neurones constituent une structure récurrente, et ils fonctionnent d'une manière binaire, puisque, ils sont soit dans un état "on" notée + 1 ou dans un état "off" désigné par -1. La machine est caractérisée par une fonction d'énergie, E , dont la valeur est déterminée par les états particuliers occupés par les neurones individuels de la machine.

2.5.6. Les tâches d'apprentissage

Le choix d'un algorithme d'apprentissage particulier dépend essentiellement de la tâche d'apprentissage que le réseau neuronal doit effectuer. Dans ce contexte, nous identifions six tâches d'apprentissage qui s'appliquent aux réseaux de neurones :

1. reconnaissance des formes
2. classification
3. approximation des fonctions
4. régulation

5. filtrage

6. beamforming

La diversité des tâches d'apprentissage traitées ici est un témoignage de l'universalité des réseaux de neurones en tant que systèmes de traitement d'informations. Ces tâches d'apprentissage sont tous des problèmes d'apprentissage d'une fonctionnalité (correspondance) à partir des exemplaires (éventuellement bruités) de cette fonctionnalité.

2.6. Problème des données aberrantes

Souvent, les exemplaires d'apprentissage contiennent des données aberrantes. C'est-à-dire des bruits très éloignés de la moyenne des autres données. Ces données produisent des exemplaires d'apprentissages erronés. Par conséquent dans le cas de l'approximation des fonctions par exemple, l'approximation ne sera pas bonne du fait que tous les exemplaires d'apprentissages doivent être interpolés y compris les exemplaires erronés. Généralement, ce type de problème est traité dans la statistique robuste [29, 30]. Effectivement, les chercheurs en statistique robuste ont exploité des nouvelles techniques pour faire face à ce problème à savoir l'utilisation des fonction de coûts robustes basées sur les M-Estimeurs. A travers ces fonctions de coût robuste, l'apprentissage devient plus optimisé et invulnérable aux données aberrantes et la qualité de l'approximation est améliorée [30].

2.6.1. Fonction de coût robuste

Tel que mentionné précédemment, lorsque certains exemplaires d'apprentissage comportent des données aberrantes, le réseau neuronal utilisant l'algorithme LS ne peut pas approximer la courbe considérée très bien. Les raisons sont les suivantes. Considérons un réseau avec un nœud de sortie unique $f(x)$ (Notez que la même idée peut être appliquée à un réseau multi-nœuds de sortie). w est l'ensemble des paramètres dont on ajuste à chaque cycle, en minimisant une fonction donnée E :

$$w_{k+1} = w_k - \eta \sum_{p=1}^p \frac{\partial E(r_p)}{\partial w_k} \quad (2.7)$$

où $r_p = t_p - f(x_p)$ est le résidu du $p^{\text{ème}}$ exemplaire d'apprentissage et la valeur désirée t_p , η est le pas d'apprentissage, et $E(r_p)$ est souvent désigné comme la fonction du coût du réseau. La fonction de coût, doit être généralement, paire, symétrique autour du zéro $E(0)=0$, et continue. Le gradient dans (5) peut être obtenu comme suit :

$$\begin{aligned} \sum_{p=1}^p \frac{\partial E(r_p)}{\partial w_k} &= \sum_{p=1}^p \frac{\partial E(r_p)}{\partial r_p} \frac{\partial r_p}{\partial w_k} \\ &= \sum_{p=1}^p \psi(r_p) \frac{\partial r_p}{\partial w_k} \end{aligned} \quad (2.8)$$

Où $\psi(r_p) = \frac{\partial E(r_p)}{\partial r_p}$ est appelée la fonction d'influence [28].

Afin que les performances d'un réseau soient acceptées, la différence entre la sortie d'un réseau et la valeur désirée doit tendre vers zéro pour tous les exemplaires d'apprentissage, c'est à dire, toutes $r_p \cong 0$. Se référant à (2.7), le critère de l'arrêt de l'apprentissage est :

$\sum_{p=1}^p \frac{\partial E(r_p)}{\partial w_k} \cong 0$, c.-à-d., la valeur des paramètres de réseau tend à peu près vers les mêmes

valeurs. Dans l'algorithme d'apprentissage LS, $\psi(r_p)$ est égal à r_p . Si les données aberrantes disparaissent, tous les exemplaires d'apprentissage seront positionnés avec précision et leurs résidus seront proches de zéro. Cependant, lorsque les données aberrantes sont présentes, leur position sera loin de leur valeurs correctes de sorte que chaque résidu des données aberrantes devient très grand et $\sum_{p=1}^p \frac{\partial E(r_p)}{\partial w_k}$ est bien au-dessus du zéro. Selon (2.7), la procédure

d'ajustement des poids est maintenue. Par conséquent, la courbe en considération ne peut pas être bien estimée par l'exploitation du critère LS. Afin de soulever le problème des données aberrantes, les M-Estimateurs sont utilisés comme fonction de coût.

2.6.2. Estimateur maximum de vraisemblance

Un M-estimateur est de la forme suivante:

$$\min_{\omega} = \sum_{p=1}^P \rho(r_p) \quad (2.9)$$

Où ρ est une fonction et r_1, r_2, \dots, r_p sont des échantillons. Dans les applications de réseaux de neurones, r_p et ρ peuvent être considérées comme l'erreur et la fonction de coût du réseau, respectivement.

Supposons que $\psi(r_p)$ est la dérivée de $\rho(r_p)$. Donc l'obtention de la solution de (2.9) est équivalent à résoudre l'équation suivante:

$$\sum_{p=1}^P \psi(r_p) = 0 \quad (2.10)$$

où $\psi(r) = \frac{\partial \rho(r)}{\partial r}$ est appelée la fonction d'influence.

Il y a beaucoup de M-estimateurs qui peuvent être utilisés comme des fonctions de coût robuste. Cependant, Hampel's M-estimateur est trouvé meilleur pour les applications de réseaux de neurones, il a la forme paramétrique suivante, Fig. 2.15:

$$\begin{cases} r, & \text{if } a < |r| \\ a \cdot \text{sgn}(r) & \text{if } a \leq |r| \leq b \\ \left\{ \frac{(c-|r|)}{(c-|b|)} \right\} a \text{sgn}(r) & \text{if } b \leq |r| \leq c \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.11)$$

où a, b et c sont des constantes avec $a < b < c$

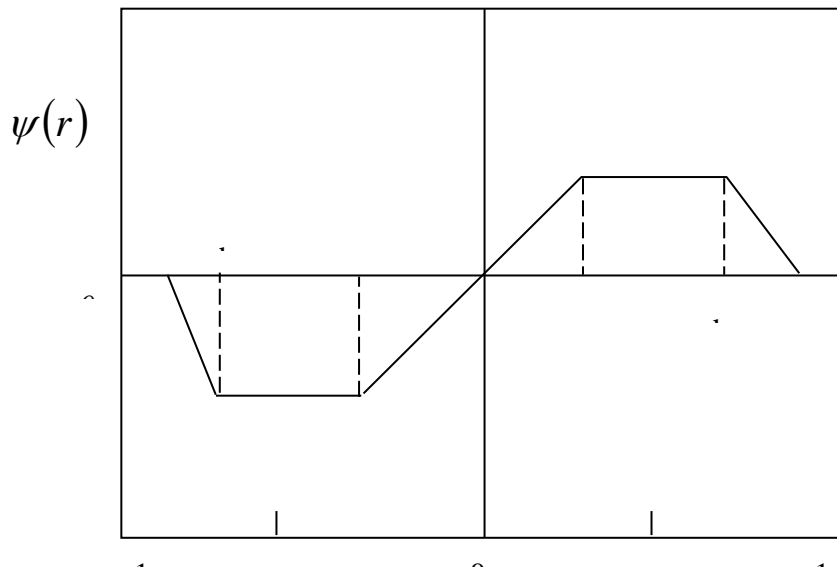


Fig. 2.16. La forme du M-Estimateur de Hampel.

Théoriquement, le M-estimateur de Hampel est un bon candidat pour être utilisé comme une base pour construire une fonction de coût robuste. Les chercheurs en proposer une classe de fonction qui peuvent être utilisées pour construire des fonctions de coût robuste [26, 27]. Dans le prochain chapitre, nous allons exploiter ces fonctions de coût robuste d'une manière judicieuse pour la détection du complexe QRS.

2. 3. Résumé

Tout au long de ce chapitre, nous avons vu les concepts de base sur lesquelles s'articule la technique des réseaux de neurones artificiels. Nous avons vu d'une manière détaillée les différentes architectures, paradigmes et algorithmes d'apprentissage utilisés pour la conception des réseaux de neurones capable de résoudre les différents problèmes rencontrés dans la vie. Nous avons abordé le problème des données aberrantes et les solutions proposées par les chercheurs en la matière pour les combattre et assurer ainsi un bon exploit des réseaux de neurones artificiels.

DETECTION DU COMPLEXE QRS

3.1. Introduction.....	58
3.2. Algorithme de détection.....	61
3.2.1 Le filtre de blanchiment.....	63
3.2.2. Filtre de blanchiment optimisé.....	65
<i>Le réseau neuronal à fonction de base radiale robuste.....</i>	65
<i>L'algorithme d'apprentissage robuste.....</i>	67
3.3. Configuration et Simulation	70
3.3.1. Le signal ECG.....	70
3.3.2. Choix des paramètres du réseau SRBF.....	71
<i>Choix du vecteur centre.....</i>	71
<i>Choix de l'ordre de prédiction.....</i>	74
<i>Choix du nombre de neurone de la couche cachée.....</i>	74
<i>Choix du pas d'apprentissage.....</i>	75
3.3.3. SRBF vs GRBF et LS vs l'algorithme d'apprentissage à base de Whelsch.....	77
3.4. Discussions des résultats de simulation.....	78
3.5. Conclusion.....	85

3.1. Introduction

Dans le signal ECG, chaque battement cardiaque est caractérisé par la succession de cinq ondes (L'onde P, Q, R, S et T) Fig.3.1. L'absence, la forme et la durée de ces ondes constituent une source d'information incontournable pour le diagnostic et l'évaluation de l'état de santé du muscle cardiaque. L'onde QRS, vue sa forme distinguée qui facilite sa détection, est généralement considérée comme un repère pour localiser les autres ondes. D'autre part, dans les enregistrements de longue durée à l'instar de l'ECG d'Holter, la détection de l'onde QRS va permettre l'identification des anomalies liées au rythme cardiaque et ce par l'analyse de la variation des intervalles R-R entre les battements successifs du cœur. Le complexe QRS est récemment utilisé dans la biométrie [34]. De ce fait, la détection de l'onde QRS constitue une étape primordiale avant toute analyse automatique du signal ECG.

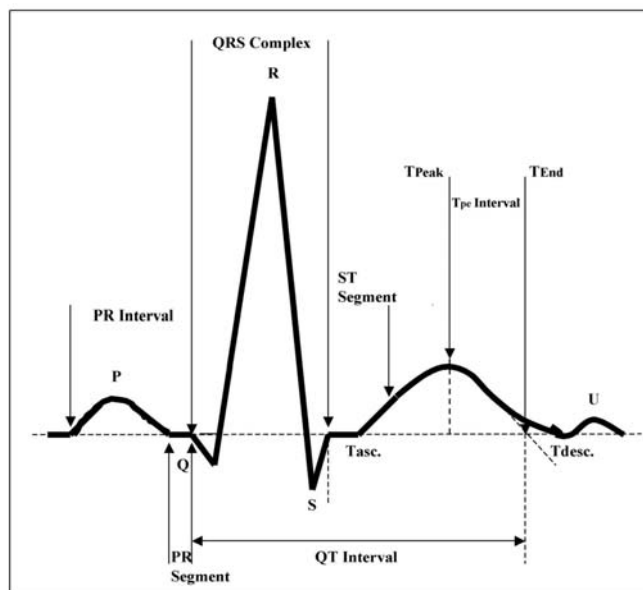


Fig. 3.1. Electrocardiogramme d'un battement du cœur.

La détection du complexe QRS ou l'onde R dans certaines littératures, est un domaine de recherche très actif. La non stationnarité et la non linéarité du signal ECG, le changement de

la forme du complexe QRS ainsi que l'existence de plusieurs bruits affectant ce signal ont rendu la détection du complexe QRS une tâche très difficile. Malgré le nombre important des articles publiés traitant le sujet, l'effort doit être maintenu en vue de développer des détecteurs plus performants [1]. Pour résoudre les problèmes liés aux obstacles précédemment cités, la plupart de ces algorithmes suggèrent deux étapes au moins pour réaliser le détecteur du complexe QRS: étape de prétraitement et étape de décision. Dans la première étape, des fréquences indésirables et des bruits sont rejetés par des filtres linéaires ou non linéaires et les pics correspondant aux ondes QRS sont accentués. Durant la deuxième étape, des pics candidats pour complexe QRS sont soumis à une logique de décision. Récemment, différentes approches sont utilisées pour la détection du complexe QRS. Nous trouvons par exemple les détecteurs du complexe QRS exploitant la projection du signal ECG dans l'espace de phase (phase space) [11,12]. La détection est effectuée dans le portrait de phase (phase portrait) soit par le calcul de la surface des polygones résultants [11], soit par un seuillage adaptatif [12]. Dans les deux cas de figure, le complexe QRS est caractérisé par des valeurs maximales par rapport aux autres ondes (P et T). La technique a l'avantage d'être appliquée en temps réel mais l'évaluation de l'algorithme de détection sur la base de données QT seulement est insuffisante. De plus, le choix du délai temporel optimal dépend de la largeur du complexe QRS qui n'est pas stationnaire. Les détecteurs du complexe QRS qui se basent sur la technique de décomposition du signal en modes empiriques (empirical mode decomposition) ont été récemment utilisés [15, 16]. En tant qu'une étape de prétraitement, un filtrage passe haut préalablement à la décomposition du signal est effectué en vue de supprimer les déviations de la ligne de base [15]. Puis un seuillage adaptatif est appliqué sur les fonctions de mode intrinsèque d'ordre inférieur qui contiennent des informations sur le complexe QRS. Une autre alternative exploite la méthode de décomposition elle-même pour le filtrage de la ligne de base [16]. Ces algorithmes présentent l'inconvénient de consommer beaucoup de temps lors du traitement des signaux longs [16]. Des algorithmes basés sur la transformée en ondelette sont proposés dans [2-6]. Par exemple dans [2], l'énergie spectrale du complexe QRS est utilisée comme indicateur pour choisir l'échelle du détail optimal pour la détection du complexe QRS. Une autre méthode exploite l'histogramme des détails résultant de deux ondelettes mères en vue de localiser le complexe QRS [3]. Généralement, les approches basées sur la transformation en ondelette produisent de bons résultats [35], mais ces

approches souffrent du choix de l'ondelette mère. Des approches basées sur des filtres d'ordre fractionnaire sont utilisées dans [13, 14]. L'ordre des filtres est choisi soit par maximisation de l'énergie spectrale du complexe QRS soit par maximisation du rapport de signal sur bruit. De bons résultats sont rapportés dans les deux articles. Ces résultats illustrent l'efficacité de ces approches, mais leur application en temps réel est impossible car ces filtres sont non causals [14]. Des méthodes qui exploitent la transformation de Hilbert sont utilisées [8, 9]. La logique de détection du complexe QRS exploite le passage positif par le point zéro de la transformée de Hilbert de l'enveloppe de l'énergie de Shannon [8]. De bons résultats sont réalisés. Dans [9], après une période d'apprentissage basée sur la transformée de Hilbert, la transformée en ondelette et la dérivée première du signal ECG, des métriques ont été extraites pour la détection du complexe QRS et sa segmentation. Ces techniques ne peuvent être utilisées toutes seules. Par exemple, un filtre passe bande est nécessaire avant la transformation de Hilbert, or la puissance spectrale du complexe QRS change d'un patient à l'autre voire même entre les battements du même patient. Le complexe QRS peut être détecté par classification en exploitant certaine mesure de distance telle que K-mean ou K-nearest neighbor KNN [17, 18]. Par exemple, l'application de l'algorithme K-mean produit deux clusters. Cluster 0 pour les zones non QRS et cluster 1 pour les zones QRS [17]. Comme les algorithmes précédents, ces algorithmes ne peuvent être utilisés tous seuls. De plus leur performance dépend de la valeur du K et de la mesure de distance utilisée [18]. Des algorithmes basés sur la morphologie mathématique sont proposés dans [7]. Le signal ECG est filtré plusieurs fois en variant la forme des éléments structurels. Un seuillage adaptif est appliqué sur le signal filtré pour la localisation du complexe QRS. Le problème de cette approche est le choix de l'élément structurel. Dans [10], l'auteur propose une combinaison de deux algorithmes en vue de bénéficier de leurs performances. Trouver une logique efficace pour permuter entre les deux algorithmes constitue un vrai défi. Les approches neuronales présentent l'avantage d'être efficaces dans l'environnement non linéaire et non stationnaire et elles sont applicables en temps réel [23, 25]. De plus, ils ne nécessitent aucune connaissance de la distribution fréquentielle du complexe QRS. Leur performance dépend essentiellement sur les exemplaires d'apprentissage et/ou l'algorithme d'apprentissage. Par exemple, l'algorithme de rétropropagation généralement utilisé pour entraîner le perceptron multicouche présente certaines limitations telles que la complexité et la sensibilité aux poids

initiaux [36]. Il présente aussi des limitations dans certaines applications comme le filtrage de blanchiment [23]. Le prédicteur proposé, à travers l'algorithme des moindres carrées (least squares LS), tend à bien modéliser les segments dominants qui sont, dans le cas du signal ECG, les segments basses fréquences (SBF) tels que la ligne de base et les ondes P et T. L'erreur produite durant la prédiction de ces segments est très petite ainsi que l'ajustement apporté aux poids du prédicteur. La prédiction des segments rares ou de courtes durées (segments hautes fréquences SHF à savoir, le complexe QRS et les bruits impulsifs) génère une erreur importante ce qui rend l'ajustement apporté aux poids du prédicteur très important. Au fur et à mesure, l'algorithme d'ajustement basé sur les moindres carrés réduit l'erreur correspondant aux SHF. Or, cette erreur est exploitée par la logique de décision pour repérer les ondes QRS. De ce fait, l'erreur correspondant aux ondes QRS de longue durée sera supprimée totalement ratant ainsi leur détection.

Dans cet article, nous proposons un algorithme de détection du complexe QRS basé sur les réseaux de neurones qui surmonte les problèmes et les limitations citées précédemment. Le filtrage de blanchiment est optimisé à travers l'utilisation d'un prédicteur basé sur le réseau neuronal SRBF et un algorithme d'ajustement des poids basé sur les M-Estimeurs [28]. L'idée est de développer un filtre neuronal adaptatif non linéaire qui, à travers ses fonctions d'activation et à travers un algorithme d'ajustement approprié, sert d'avantage à maintenir l'erreur correspondant aux SHF plus importante et réduire celle correspondant aux SBF.

3.2. Algorithme de détection

Le schéma bloc illustré dans la Fig. 3.2., représente l'algorithme de détection proposé. Il comporte deux grandes étapes. La première étape comporte le filtre de blanchiment optimisé, le filtre adapté, l'élévation au carré et le filtre à moyenne mobile. Le but de cette étape est d'accentuer les pics correspond aux complexes QRS et supprimer les bruits et les composantes basses fréquences. Le signal résiduel issu du filtre de blanchiment ne contient que des segments du complexe QRS et du bruit blanc est passé à travers le filtre adapté pour améliorer le rapport signal sur bruit SNR. Cette étape est très importante car elle permet de réaliser une bonne performance de détection [23]. Un filtre à réponse impulsionnel finie (RIF)

est utilisé pour l'implantation du filtre adapté. Le modèle type du filtre adapté (template) est choisi a priori et il est maintenu constant pendant tout le processus de détection. Le signal issu du filtre adapté est mis au carré et est passé à travers le filtre à moyenne mobile ayant une fenêtre de 30 échantillons avant d'être comparé à un seuil adaptatif au cours de la deuxième étape. La logique de décision qui constitue la deuxième étape a pour but de localiser les positions temporelles des complexes QRS. Le rôle de la logique de décision dans n'importe quel détecteur est critique. Les détecteurs qui exploitent les amplitudes de l'erreur utilisent un seuil pour discriminer entre les vrais QRS et les bruits. Il est très difficile de trouver un seuil approprié qui produit un taux minimal de fausse détection. Les seuils constants sont simples à construire mais ils sont incapables de suivre la dynamique non stationnaire du bruit. Les seuils adaptatifs sont des alternatives très recommandés dans de telles situations [37]. Dans ce travail, nous avons adopté la même logique de décision proposée dans [37]. Seul, le module de discrimination de l'onde T de grande amplitude est supprimé ainsi qu'un coefficient de seuil adapté à chaque patient est utilisé. Cet algorithme prend en considération la période réfractaire (closed-eye period CEP) et la recherche en arrière (search-back technique SBT).

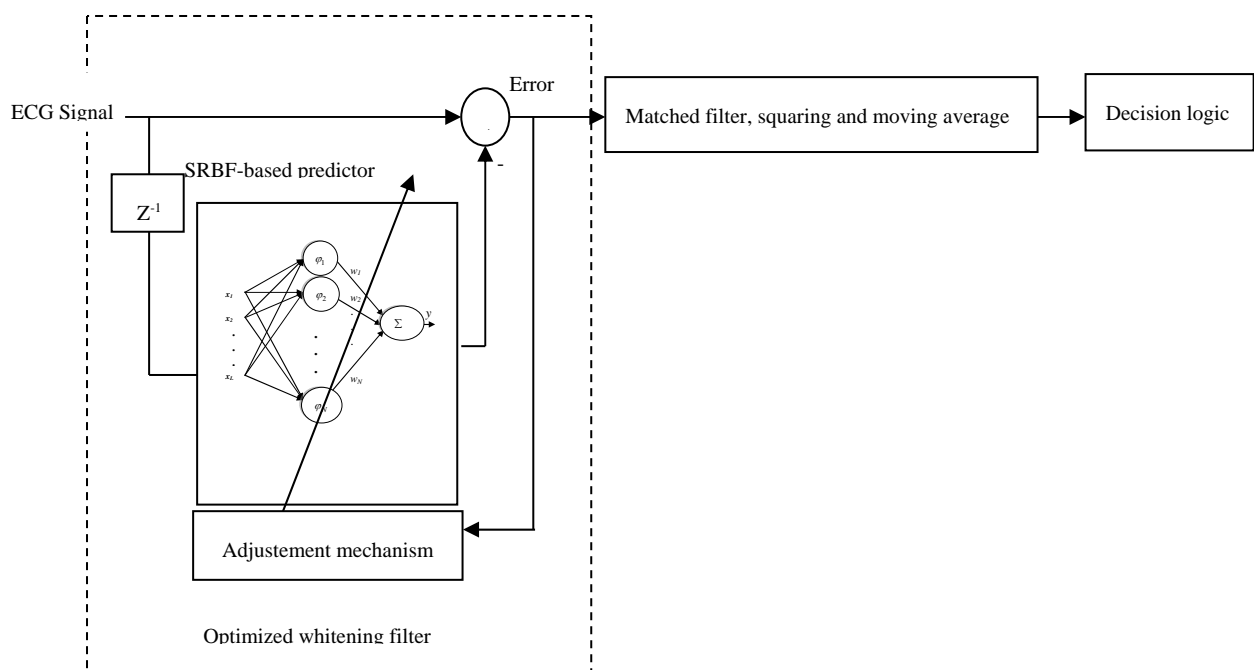


Fig.3.2. Schéma bloc de l'algorithme de détection.

3.2.1 Le filtre de blanchiment (FB)

A partir de la théorie de télécommunication et de détection, nous savons que les signaux délivrés par les capteurs aux systèmes de traitement sont généralement composés des informations utiles et des bruits corrupteurs. Une variété de techniques optimales peut être utilisée pour extraire les informations utiles, telles que le filtrage adapté, en supposant que les bruits affectant les informations utiles sont des bruits blancs (non corrélés) [38].

Le but est de détecter le complexe QRS (SHF). Les autres ondes constituant le signal ECG sont considérées comme bruit corrélé. Les auteurs dans [23], proposent un FB construit autour d'un prédicteur adaptatif basé sur un PMC pour le blanchiment du signal ECG de sorte que la détection du complexe QRS peut être fait efficacement.

Comme les composantes de basses fréquences telles que les ondes P et T représentent les segments dominantes dans le signal ECG, ils sont bien prédits, ils sont donc presque totalement supprimés. L'erreur produite par le FB en réponse de la présence de ces segments est faible et a tendance d'être un bruit blanc [23]. D'autre part, les complexes QRS qui sont des segments rares constituent des composantes hautes fréquences du signal ECG. Leur prédiction est très difficile et l'erreur résiduelle qui les correspond est très importante. Par conséquent, l'erreur produite par le FB est uniquement composée de fragments QRS et du bruit blanc, et donc elle est utilisée dans les étapes qui suivent pour signaler la présence des complexes QRS. La Fig. 3.3 et la Fig.3.4, illustrent le processus de blanchiment en utilisant FB à base d'un PMC.

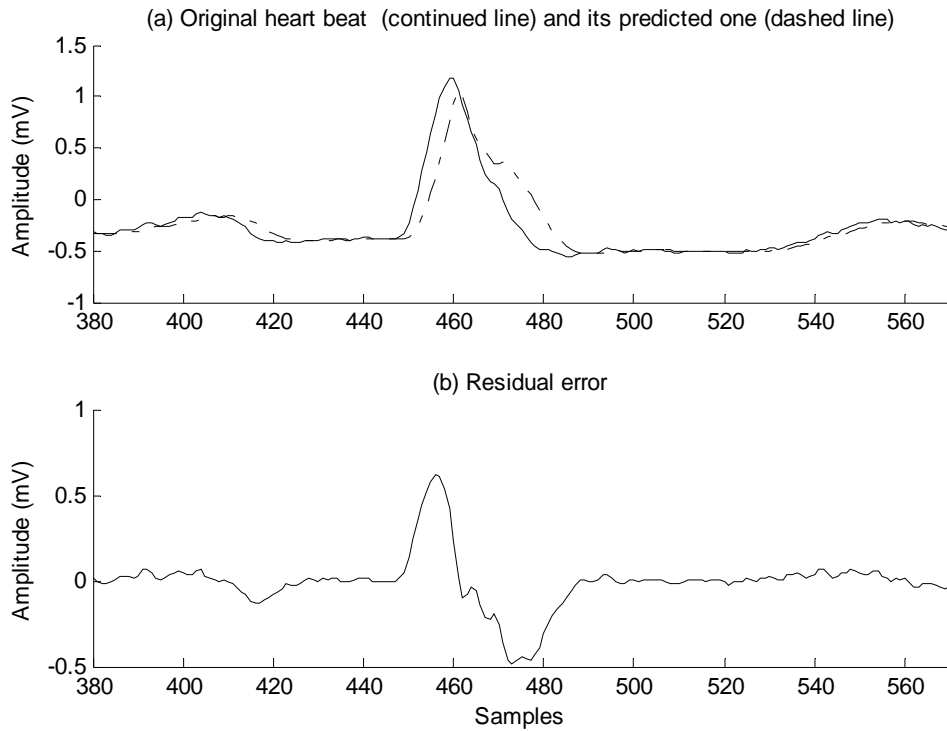


Fig. 3.3. Illustration du processus de filtrage de blanchiment à base d'un PMC.

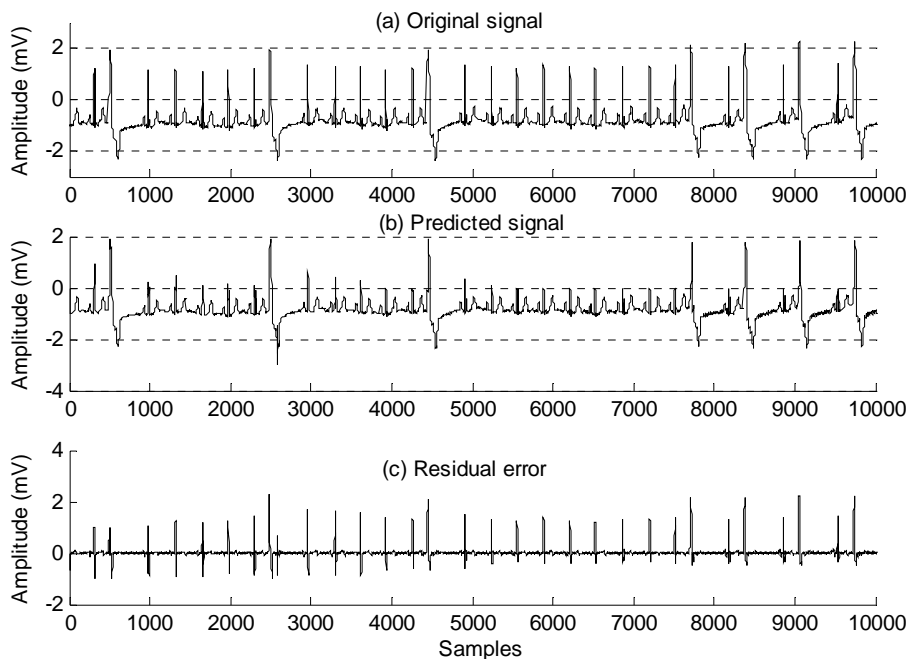


Fig. 3.4. Illustration du processus de filtrage de blanchiment pour un segment ECG (fichier 119).

Il est très difficile de régler les paramètres du prédicteur de sorte que seul le SBF seront bien prédits. Les paramètres sont choisis pour assurer un compromis entre un bon suivi de la non linéarité du signal ECG et un faible taux de fausse détection du complexes QRS [23].

3.2.2. Filtre de blanchiment optimisé

Les limites du FB à base du PMC et celles de l'algorithme d'apprentissage LS mentionnés ci-dessus peuvent être résolues en utilisant différents types de réseaux de neurones et différent algorithmes d'apprentissage. Tout au long des sections suivantes, nous introduisons les techniques qui ont optimisés les performances du détecteur à savoir, SRBFNN, l'algorithme d'apprentissage robuste et la nouvelle technique de centrage.

Le réseau neuronal à fonction de base radiale robuste

C'est un réseau neuronal à fonction de base radiale ordinaire sauf que les fonctions d'activation utilisées sont des sigmoïdes au lieu des fonctions Gaussiennes (3.1). Son architecture consiste d'une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie.

$$\varphi_i(\mathbf{x}) = \prod_{j=1}^N \left(\frac{1}{1 + \exp(\gamma_1)} - \frac{1}{1 + \exp(\gamma_2)} \right) \quad (3.1)$$

où:

$\gamma_1 = -\beta_j((x_j - \mu_j) + \theta_j)$ et $\gamma_2 = -\beta_j((x_j - \mu_j) - \theta_j)$. $\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N]^T$ est le vecteur de la forme de la fonction sigmoïde, $\mu = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_N]^T$ est le vecteur centre, $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N]^T$ est le vecteur de bande, $\theta_j > 0$, $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ est le vecteur d'entrée. Pour plus d'informations sur le réseau SRBFNN, le lecteur pourra se référer à [28].

Les réseaux de neurones à fonction de base radiale (RBF) ont montré leur efficacité par rapport aux réseaux à base des PMC en termes de la prédiction du signal ECG [39]. Cependant, le réseau RBF utilisant la fonction d'activation gaussienne (GRBF) présente de sérieuses limites lors de la prédiction des signaux presque constants [28]. Dans ce travail, on propose le réseau SRBFNN pour résoudre cette limitation. La Fig.3.5 montre clairement les faux pics produits par le prédicteur à base GRBF sur les limites des segments constants qui valide les résultats trouvés dans [28]. La logique de décision ne peut pas différencier entre les pics correspond aux QRS complexes réels et les pics produite par les dépassements ce qui engendre des fausses détections. En outre, l'erreur résiduelle engendrée par le réseau à base des fonctions d'activation SRBF est moins corrélée que celle générée par le réseau à base des fonctions d'activation Gaussiennes. Cela est illustré clairement dans la Fig.3.6 qui représente la fonction d'autocorrélation de l'erreur résiduelle de prédiction.

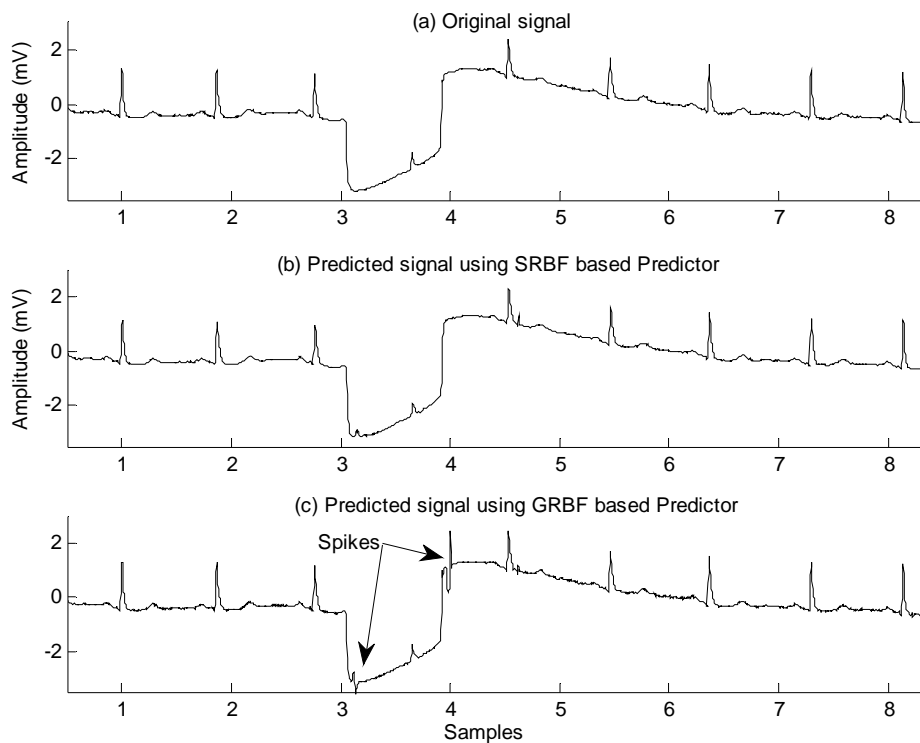


Fig.3.5. Comparaison des performances de prédiction à base de SRBF et GRBF.

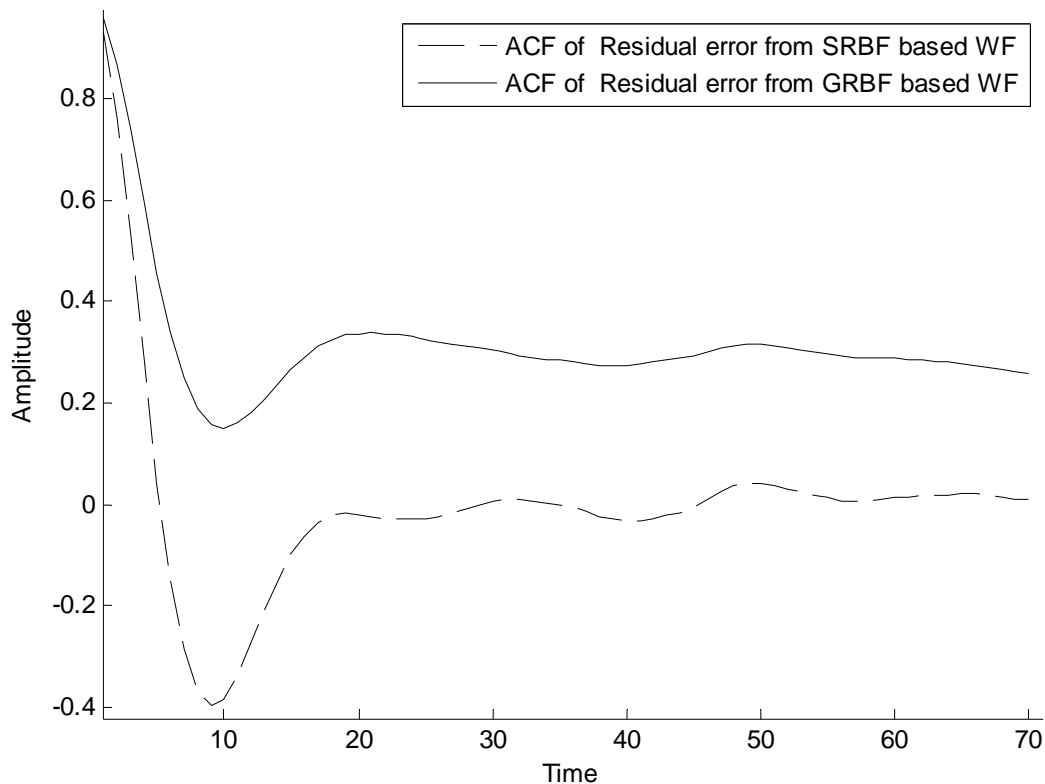


Fig.3.6. La fonction d'autocorrélation de l'erreur résiduelle.

L'algorithme d'apprentissage robuste

Dans cet article, nous introduisons le concept d'apprentissage extrait des fonctions de coûts basées sur les M-estimateur dans la détection du complexe QRS. L'apprentissage à base des fonctions de coûts robustes a été appliqué dans le domaine de la statistique robuste comme une solution au problème des données aberrantes [29]. Lorsque les données aberrantes apparaissent, l'erreur résiduelle du prédicteur devient très élevée. L'algorithme d'apprentissage basé sur LS maintient la correction des poids du prédicteur ce qui conduit à une mauvaise prédiction. Pour surmonter le problème des données aberrantes, la fonction de coût robuste basée sur les M-estimateurs a été utilisée. Par conséquent, les corrections des poids du prédicteur en réponse à la présence de données aberrantes ont été réduites. Le complexe QRS peut être regardé comme une donnée aberrante. La Similarité entre les données aberrantes et les complexes QRS est encore consolidé par le fait que le filtre de blanchiment proposé

fonctionne en temps réel. Par conséquent, la prédiction des SHF (c.-à-d., les complexes QRS) est très mauvaise ce qui génère une très grande erreur pendant leur prédiction. En utilisant l'algorithme d'apprentissage basé sur la fonction de coût proposé, nous préservons l'erreur correspondant à SHF très importante. En d'autres termes, le SNR est amélioré. Nous avons adopté une procédure d'ajustement optimisé basé sur la fonction de coût de Whelsch défini par l'équation suivante [28]:

$$E = \frac{1}{z} \left(1 - \exp \left(-\frac{e(n)^2}{2} \right) \right) \quad (3.2)$$

L'ajustement des poids est assuré par l'équation (3.3) :

$$w_i(n+1) = w_i(n) + \frac{\eta}{z} e(n) \exp \left(-\frac{e(n)^2}{2} \right) \varphi_i(\mathbf{x}) \quad (3.3)$$

On prend z égale à :

$$z = \exp \left(-\frac{1}{2} \right) \quad (3.4)$$

η est le pas d'apprentissage.

La Fig.3.7 illustre l'efficacité de l'algorithme d'apprentissage basé sur la fonction de coût Whelsch par rapport à celui basé sur LS. Les SBF sont bien supprimés dans les deux cas alors que SHF sont presque non touchées lorsque l'algorithme d'apprentissage basé sur les fonctions de coûts de Whelsch est utilisé. L'algorithme d'apprentissage basé sur LS supprime presque totalement les complexes QRS larges. Par conséquent, leur présence dans l'erreur résiduelle est mal signalée, Fig. 3.7 (c). En revanche, en utilisant l'algorithme d'apprentissage basé sur les fonctions de coûts de Whelsch, la présence des complexes QRS larges dans l'erreur résiduelle devient plus évidente comme le montre la Fig. 3.7 (b).

En réalité, le complexe QRS n'est pas réellement une donnée aberrante (c.-à-d., donnée isolée) l'atténuation réalisée par la fonction de coût de Whelsch seule ne suffit pas, surtout si

les sorties des fonctions d'activation et la valeur du pas d'apprentissage sont importantes. Pour surmonter ce problème, les sorties des fonctions d'activation des neurones et la valeur du pas d'apprentissage doivent varier d'une façon adaptative avec les données de telle sorte que le mécanisme d'ajustement sera amélioré. Les sorties des fonctions d'activation des neurones dépendent de l'ordre de prédiction (la longueur de la fenêtre d'entrée du filtre de blanchiment) et le type des fonctions d'activation. Les sorties des fonctions d'activation SRBF peuvent être contrôlées par les vecteurs centres. La valeur du pas d'apprentissage et le choix des vecteurs centres se fait de manière adaptative de telle sorte que les performances du filtre de blanchiment seront en plus améliorées. Pour cela, nous avons réalisé une optimisation additionnelle pour le filtre. Dans la section 3.3, nous illustrons les méthodes avec lesquelles ces deux paramètres ont été choisis.

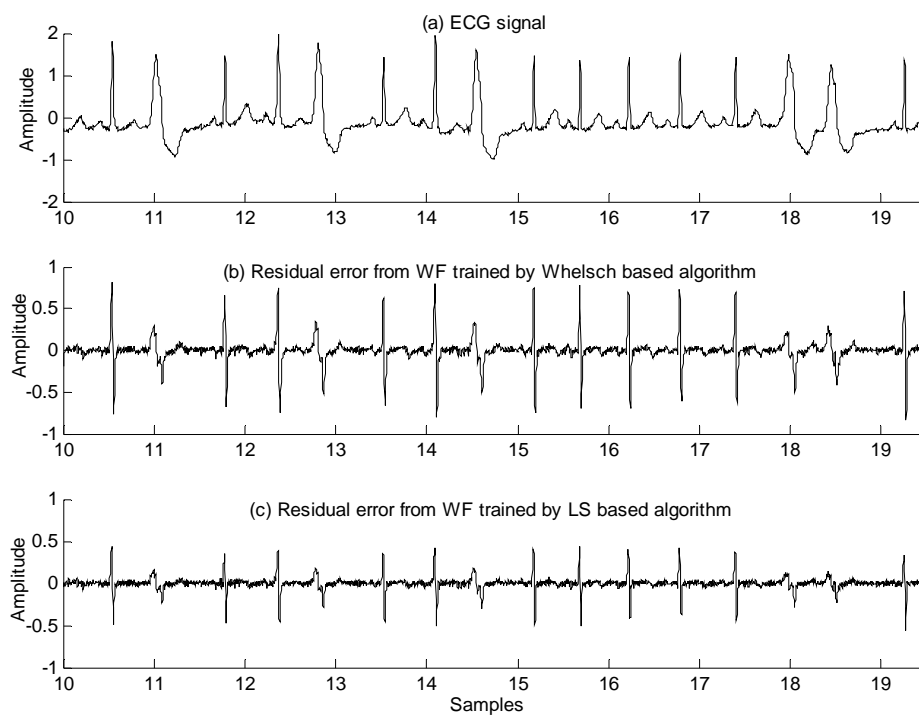


Fig. 3.7. Comparaison des performances entre un filtre de blanchiment à base de Whelch et le LS.

3.3. Configuration et Simulation

Dans cette section, nous allons définir avec détail les données et le matériel utilisés pour le développement du détecteur proposé ici. Nous allons aussi illustrer les expérimentations établies pour le choix des paramètres optimaux du prédicteur et du filtre utilisé.

3.3.1. Le signal ECG

La base de données d'arythmie MIT-BIH [41] se compose de 48 fichiers de 30 minutes, appartiennent à des patients atteints de différentes pathologies. Chaque enregistrement est échantillonné à 360Hz avec une résolution de 11-bit sur une plage de 10mV. Les enregistrements ECG de cette base de données couvrent presque tous les différents bruits présents dans l'environnement clinique tels que la dérive de la ligne de base, le bruit musculaire et artefact, les ondes P et T de haute amplitude, etc. Le signal ECG brut provenant du premier canal de l'enregistrement considéré est directement introduit dans le détecteur, sans aucune opération de conditionnement ou de prétraitement. Chaque enregistrement est accompagné d'un fichier d'annotation qui contient les heures exactes des QRS complexes occurrences dans le dossier. L'évaluation est effectuée par la comparaison des positions temporelle détectées par l'algorithme proposé et ceux des fichiers d'annotation. On dit TP (true positive) quand un complexe QRS est correctement détecté, FP (false positive) lorsque des bruits sont considérés comme complexe QRS et FN (false negative) lorsque la détection d'un complexe QRS est ratée. Le réseau neuronal ainsi que l'algorithme de détection complet ont été développés en utilisant une m-fichier sur le logiciel MATLAB, version 7.7. Cet algorithme a été exécuté sur un laptop avec un CPU ayant un microprocesseur Intel ® Core™ 2 Duo et une fréquence de 2,2 GHz.

3.3.2. Choix des paramètres du réseau SRBF

Dans le but d'obtenir des bonnes performances de détection, nous avons réalisé des expériences pour choisir les paramètres optimaux du filtre de blanchiment. Nous avons adopté deux critères qui sont le nombre de fausse détection FDN (la somme des FP et FN) et le gain de prédiction donnée par l'équation suivante [42]:

$$R_p = 10 \log_{10} \left(\frac{\sigma_s^2}{\sigma_e^2} \right) \quad (3.5)$$

σ_s^2 est la variance estimée du segment de signal ECG et σ_e^2 est la variance estimée de l'erreur de prédiction correspondant au segment considéré. Les paramètres sont optimaux s'ils conduisent à un nombre réduit de FDN, et une valeur négative de R_p en réponse à SHF et vice-versa.

Choix du vecteur centre

Le vecteur centre μ est sélectionné automatiquement à partir des échantillons de signal ECG. L'idée est de choisir le vecteur centre de manière que les sorties des fonctions d'activation soient de grandes valeurs en réponse aux segments basses fréquences et vice-versa.

On met le vecteur β égal au vecteur unité, c.-à-d. $\beta_j = 1 \quad \forall j$, et nous prenons $\theta_j \gg 1, \quad \forall j$. γ_1 et γ_2 deviennent comme suit:

$$\begin{cases} \gamma_1 = -((x_j - \mu_j) + \theta_j) \\ \gamma_2 = -((x_j - \mu_j) - \theta_j) \end{cases} \quad (3.6)$$

On met $\exp(\theta_j) = A$ et $x_j - \mu_j = \zeta_j$, l'équation (3.1) devient:

$$\varphi_i(\mathbf{x}) = \prod_{j=1}^L \left(\frac{1}{1 + \frac{\exp(-\zeta_j)}{A}} - \frac{1}{1 + A \cdot \exp(-\zeta_j)} \right) \quad (3.7)$$

Il est clair que si: $|\zeta_j| \approx 0$ alors:

$$\left(\frac{1}{1 + \frac{\exp(-\zeta_j)}{A}} - \frac{1}{1 + A \cdot \exp(-\zeta_j)} \right) \approx \left(\frac{A-1}{1+A} \right) \quad (3.8)$$

Et si $|\zeta_j| \gg 1$ alors:

$$\left(\frac{1}{1 + \frac{\exp(-\zeta_j)}{A}} - \frac{1}{1 + A \cdot \exp(-\zeta_j)} \right) \approx 0 \quad (3.9)$$

Le vecteur centre doit être choisi de telle sorte que les valeurs dans le cas de (3.8) et (3.9) correspondent aux SBF et aux SHF, respectivement. Il est évident que cela pourrait être la sortie du filtre passe-haut (système dérivateur). En lieu d'utiliser le filtre passe-haut, on a choisi le vecteur centre de la manière suivante:

Nous prenons un vecteur $\mathbf{x}_1 = [x_1, x_2, \dots, x_L]^T$ du signal ECG (L étant le nombre d'échantillons de la pente ascendante du complexe QRS récemment détecté). Nous prenons toujours un nombre pair. On additionne ou on soustrait un 1 du nombre L impair. Nous divisons le vecteur en deux segments égaux $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ et $\mathbf{x}_2 = [x_L, x_{L-1}, \dots, x_{N+1}]^T$. Le vecteur \mathbf{x} est le vecteur d'entrée et \mathbf{x}_2 est le vecteur centre $\boldsymbol{\mu}$. Donc $\boldsymbol{\zeta} = [\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_N]^T = \mathbf{x} - \mathbf{x}_2 = [x_1 - x_L, x_2 - x_{L-1}, \dots, x_N - x_{N+1}]^T$. Cette technique implique que l'ordre de prédiction qui est

la longueur du vecteur d'entrée \mathbf{x} change automatiquement avec la largeur de chaque complexe QRS nouvellement détectée.

La nouvelle technique de centrage augmente la sensibilité des fonctions d'activation SRBF aux SBF et vice-versa. Le tableau 1 montre la supériorité de la technique de centrage proposée par rapport à celle basée sur la dérivation soit en termes du critère FDN ou en termes du critère R_p . Les performances de prédiction s'améliorent lorsque le SBF sont traités, un gain de 0,002 dB a été réalisé. D'autre part, une atténuation de 0,75 dB a été obtenue lors de la prédiction des SHF. Le FDN est par conséquent diminué. En outre, nous voyons clairement dans l'erreur résiduelle produite par FB avec la nouvelle technique de centrage Fig. 3.8 (b), que les pics correspondant à des complexes QRS sont plus élevés que les pics générés dans le cas de la technique de centrage basée sur la dérivation Fig. 3.8 (c).

Tableau 1. Comparaison des performances entre la nouvelle technique de centrage et celle basée sur la dérivation.

	FP	FN	FDN	Rp (HFS)	Rp (LFS)
Nouvelle technique de centrage	18	13	31	2.35	3.568
Centrage par dérivation	25	17	42	3.10	3.566
Gain/atténuation (En décibels)				- 0.75	0.002

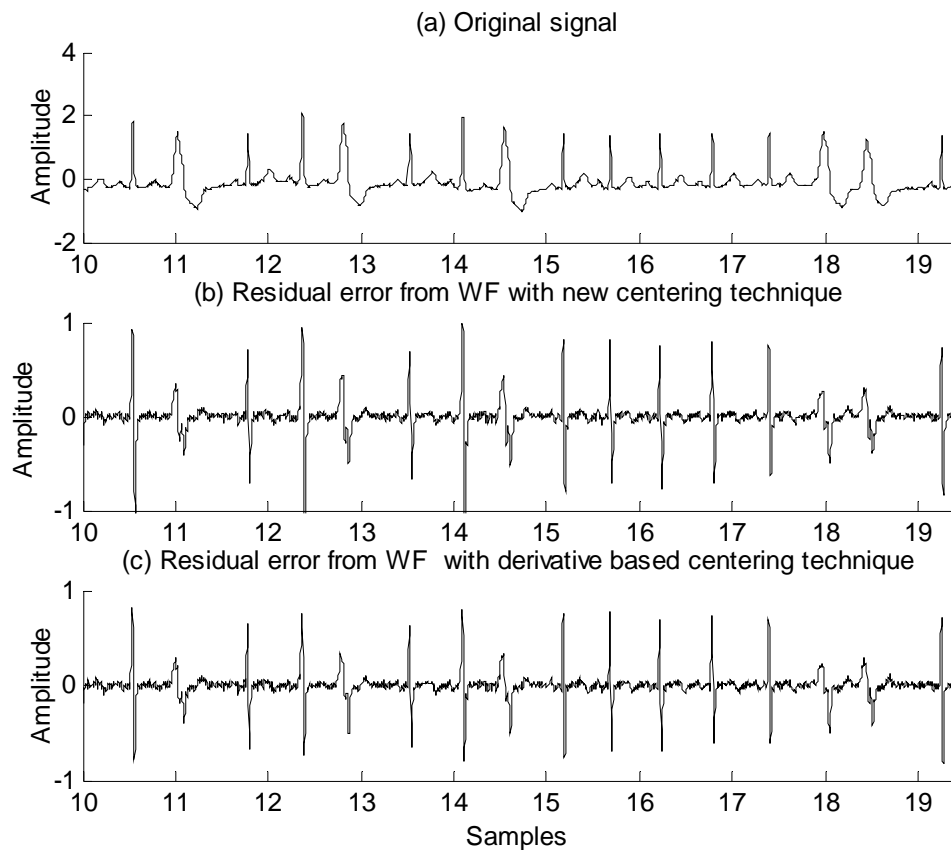


Fig.3.8. Comparaison des performances entre la nouvelle technique de centrage et celle basée sur la dérivation.

Choix de l'ordre de prédiction

Comme nous l'avons mentionné ci-dessus, l'ordre de prédiction étant la longueur du vecteur d'entrée x change automatiquement avec le temps. En d'autres termes, l'ordre de prédiction est égal à la moitié du nombre d'échantillons qui constituent la pente montante du complexe QRS nouvellement détectée. Nous prenons l'ordre de prédiction initial 15 échantillons.

Choix du nombre de neurone de la couche cachée

Un seul critère FDN est utilisé ici. Trois neurones cachés sont le nombre d'unités de traitement qui conduisent à une valeur minimale de FDN comme il est indiqué dans le tableau

2. Donc, nous avons adopté trois unités de traitement dans la couche cachée pour notre réseau de neurones.

Tableau 2. Choix du nombre de neurones de la couche cachée.

Nombre des neurones cachés	1	2	3	4	5	6
Le nombre FDN	31	17	15	16	29	33

Choix du pas d'apprentissage

Les complexes QRS ne sont pas des points isolés comme les vraies données aberrantes. Pour consolider en plus les performances du FB robuste, le pas d'apprentissage a été choisi d'une manière adaptative. La formule suivante gouverne la dynamique du pas d'apprentissage au cours du temps :

$$\eta(n) = (1 - \varphi_i(n)) \tag{3.10}$$

$\varphi_i(n)$ est la sortie de la $i^{ème}$ neurone caché à l'instant n . Dans ce travail, nous avons pris $i = 1$.

Le tableau 3 montre l'avantage de l'utilisation d'un pas d'apprentissage adaptatif. Une atténuation de 1,97 dB a été réalisée au cours de la prédiction de HFS. Le FDN est considérablement réduite. Fig.3.9 illustre clairement ces résultats. Des fragments des complexes QRS sont plus prononcés dans le cas d'un pas adaptatif, Fig. 3.9 (b) que dans le cas d'un pas fixe, Fig.3.9 (c). L'atténuation provoquée par l'utilisation d'un pas d'apprentissage adaptatif lors de la prédiction des SBF n'est pas d'une grande importance, étant donné que ces segments seront réduits davantage durant les transformations non linéaires subséquentes à savoir l'opération de la mise au carré et le filtrage à moyenne mobile comme le montre la Fig. 3.10 (c) et Fig.3.10 (d).

Tableau 3. Comparaison des performances entre un pas d'apprentissage fixe et adaptative.

	FP	FN	FDN	Rp (HFS)	Rp (LFS)
Pas d'apprentissage fixe	17	10	27	4.32	4.91
Pas d'apprentissage adaptatif	11	4	15	2.35	3.56
Gain/atténuation (in décibels)				- 1.97	-1.35

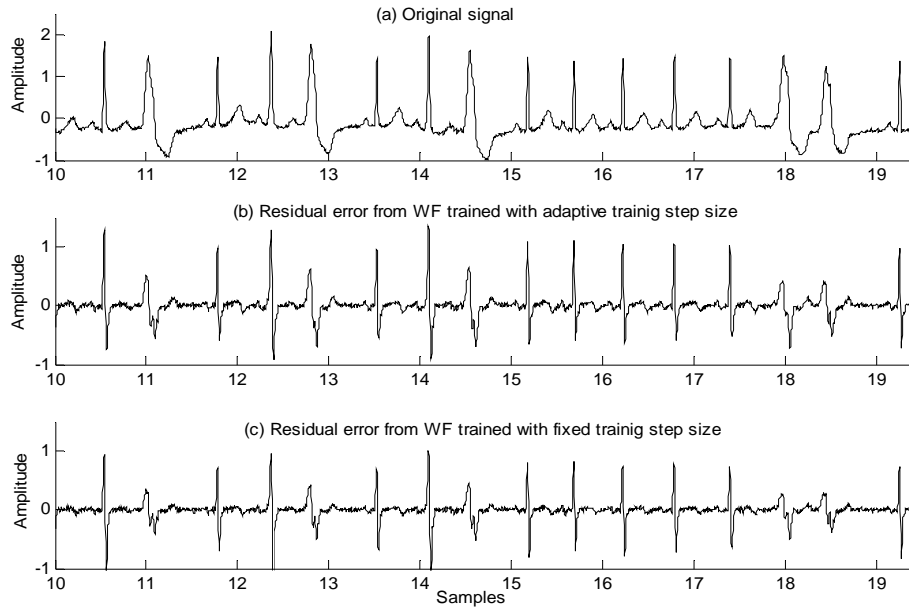


FIG. 3.9. Comparison des performances entre un pas d'apprentissage fixe et adaptive.

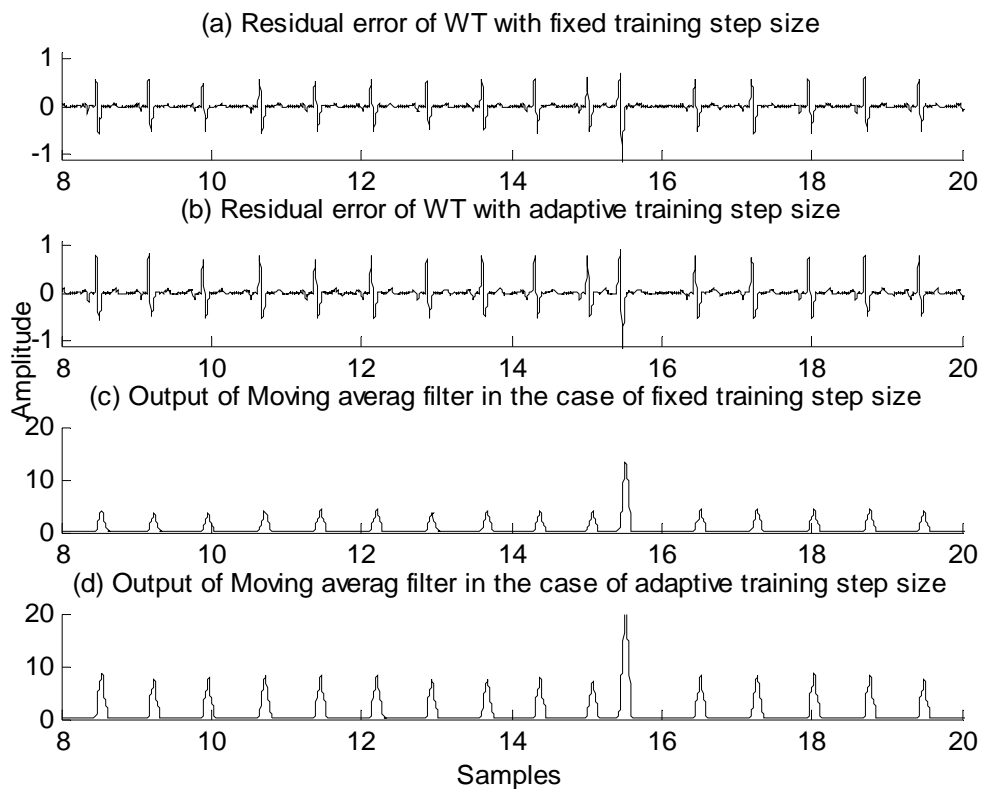


Fig.3.10. Accentuation des pics par la mise en carré et filtrage moyenne mobile.

La configuration finale du FB avec les paramètres optimaux adoptés est la suivante: l'ordre de prédiction initiale est $N=15$, trois unités de traitement ou neurones ($PU=3$) qui ont pour fonction d'activation les SRBF, la valeur initiale du pas d'apprentissage est $\eta = 0.5$, $\beta_i = 1$, $\theta_j = 4$, et finalement les μ_j qui varient avec le temps.

3.3.3. SRBF vs GRBF et LS vs l'algorithme d'apprentissage à base de Whelsch

Les résultats obtenus dans la section 2.2 sont beaucoup plus valorisés dans les tableaux 4 et 5. Une atténuation de 3,86 dB a été obtenue avec la réduction drastique du nombre FDN lorsque nous utilisons les fonctions d'activation SRBF ce qui montre leur supériorité par rapport aux GRBF, tableau 4. Le nombre élevé des FP est attendu vu l'existence des pics engendrés par le FB à base des GRBF comme nous l'avons mentionné dans la section 2. La supériorité de l'algorithme d'apprentissage à base de la fonction de coût Whelsch par rapport à celui basé sur LS au cours de la prédiction des SHF est illustrée dans le tableau 5, d'une part, par une atténuation d'environ 5,5 dB, et d'autre part, par une diminution de FDN.

Tableau 4. Comparaison des performances entre LS et l'algorithme d'apprentissage à base du M-Estimeur.

	FP	FN	FDN	Rp (HFS)	Rp (LFS)
Algorithme d'apprentissage basé sur M-estimeur	11	4	15	2.35	3.56
Algorithme d'apprentissage basé sur LS	28	3	31	7.84	5.69
Gain/atténuation (in décibels)				- 5.49	-2.13

Tableau 5. Comparaison des performances entre FB basé sur IE SRBF et le GRBF.

	FP	FN	FDN	Rp (HFS)	Rp (LFS)
GRBF	36	5	41	8.18	6.70
SRBF	2	3	5	4.32	4.90
Gain/attenuation (in decibels)				- 3.86	-1.80

3.4. Discussions des résultats de simulation

Les Fig.3.11-13 montrent les résultats de l'algorithme proposé appliqué sur des segments de certains enregistrements de la base de données MIT/BIH. Dans chaque figure, le segment original du signal ECG est d'abord présenté en (a), sa prédiction en (b), l'erreur résiduelle est représentée en (c), et, enfin, la sortie du filtre à moyenne mobile comparée avec le seuil adaptatif est illustrée en (d). Fig.3.11 correspond à un signal non bruité (enregistrement 100) alors que la Fig.3.12 et Fig.3.13 correspondent aux deux plus célèbres fichiers très bruités de la base MIT/BIH qui sont les fichiers 105 et 108. Habituellement, trois quantités sont calculées pour mesurer la performance des détecteurs:

$$\text{Spécificité, } S_p = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\%, \tag{11}$$

$$\text{Sensibilité, } S_e = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%, \tag{12}$$

$$\text{Taux d'erreur de détection. } DER = \frac{FP + FN}{TP} \times 100\% \tag{13}$$

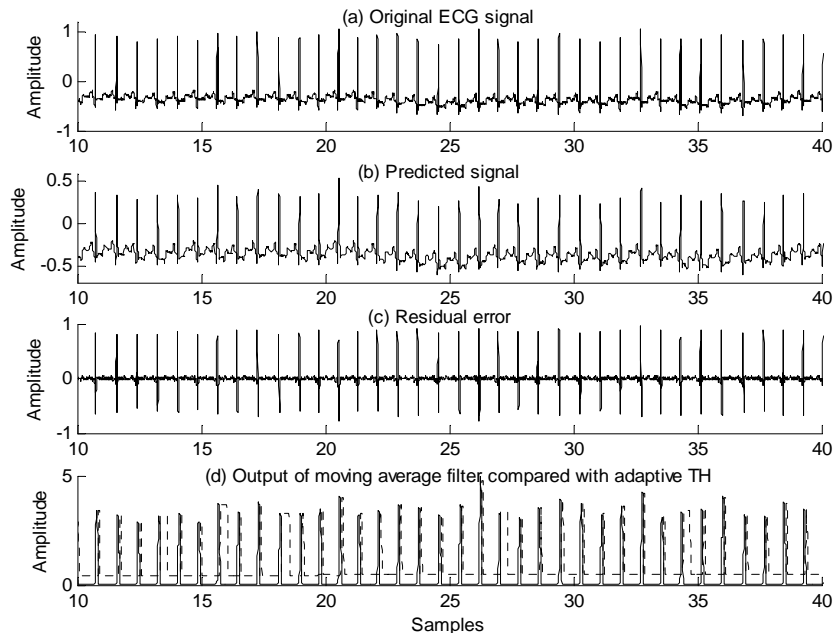


Fig.3.11. Le processus de la détection du complexe QRS (segment du fichier 100)

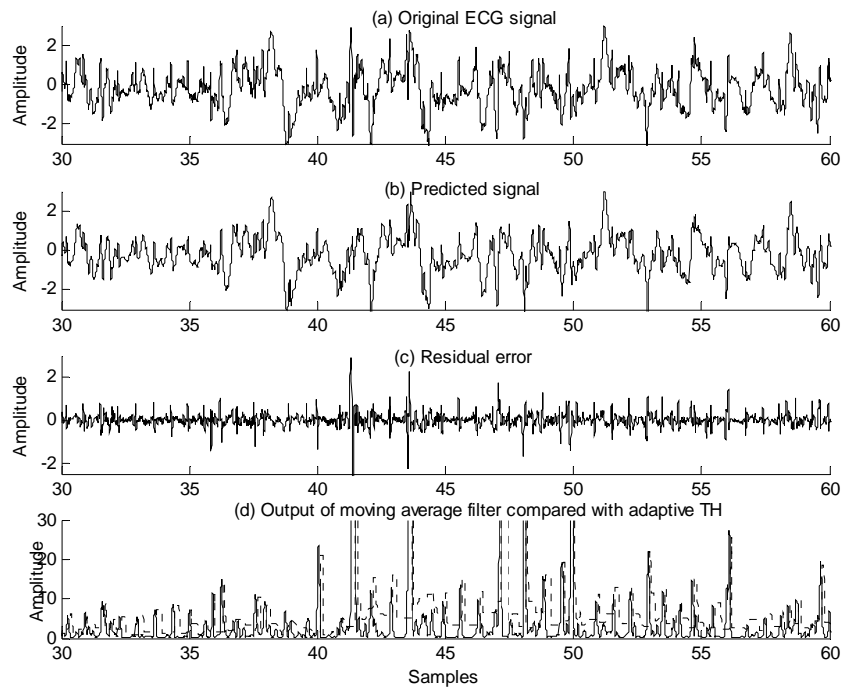


Fig. 3.12. Le processus de la détection du complexe QRS (segment du fichier 105)

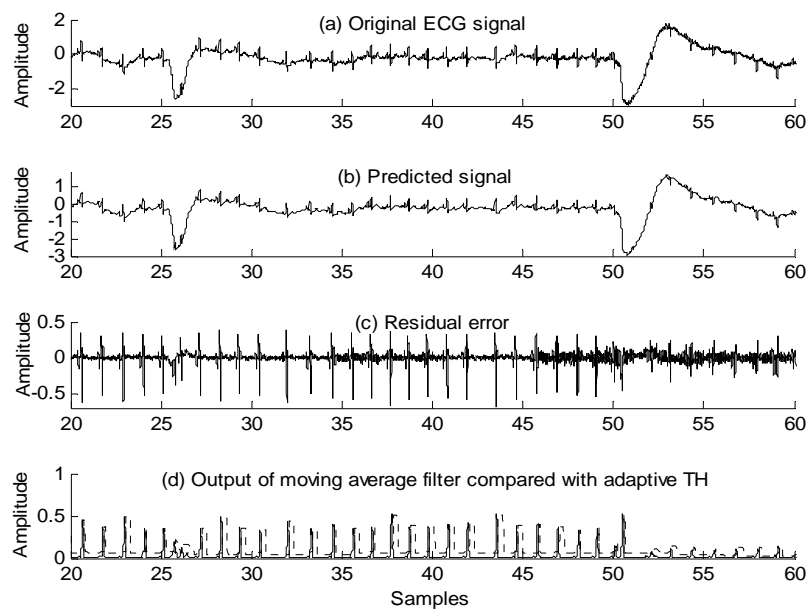


Fig. 3.13. Le processus de la détection du complexe QRS (segment du fichier 108)

L'application de l'algorithme sur l'ensemble des fichiers de la base de données MIT/BIH a produit les résultats résumés dans le tableau 6. Un taux d'erreur d'environ 0,28%, une spécificité de près de 99,91%, et une sensibilité de 99,82%, ont été réalisés. Ces résultats sont comparables, voire meilleurs que ceux rapportés dans la littérature. Comparé avec des algorithmes célèbres, l'algorithme proposé a montré de meilleures performances lors de traitement des deux fichiers très bruités (fichiers 105 et 108), tableau 7. Cependant, il ne travaille pas de façon satisfaisante sur des fichiers tels que les fichiers 104, 107, 203 et 217, etc. De meilleurs résultats pourraient être atteints dans de telles situations si la logique de décision optimisée a été utilisée. En effet, l'application de l'algorithme proposé avec la logique de décision original proposée dans [37] a produit un grand nombre de FN. Par exemple, la valeur du nombre FN pour l'enregistrement 203 était (375) et (123) pour l'enregistrement 221. Il semble qu'il y ait une contradiction avec les résultats mentionnés dans les sections précédentes. Un nombre réduit de FN est attendu comme les complexes QRS sont plus accentués par FB, mais ce n'est pas le cas! En effet, le seuil adaptatif dépend fortement de la méthode de prétraitement. Par exemple, le seuil adaptatif produit par le FB proposé est supérieur en moyenne à celui produit lorsque l'algorithme LS est utilisé. Fig.3.14 illustre les résultats expérimentaux qui clarifient la performance de la logique de décision sous différentes configurations. Malgré la faible amplitude des pics des complexes QRS, le détecteur basé sur FB entraîné par l'algorithme LS est capable de les localiser alors que l'algorithme proposé a échoué, Fig.3.14 (b) et Fig.3.14 (c). Cependant, l'utilisation d'un petit TC approprié a réduit le nombre des FN à leurs valeurs réelles sans produire encore des FP, Fig.3.14 (d). L'utilisation d'un petit TC dans le cas de l'algorithme de détection à base de LS produit de FP additionnels. Ces résultats pourraient être déduits de la formule mathématique suivante qui régit le seuil adaptatif:

$$TH = nle - TC \times (nle - sle) \quad (14)$$

nle est une estimation de l'amplitude du bruit et *sle* est une estimation de l'amplitude de signal. Les pics classés par la logique de décision comme complexes QRS sont utilisées pour

calculer du *sle* tandis que les pics considérés comme des bruits sont utilisés pour calculer le *nle*. Et comme les pics générés par le FB proposé sont plus grands et les bruits sont moins importants, la valeur de TH sera automatiquement très élevée par rapport à celui généré par le FB entraîné par l'algorithme LS. La CEP est une technique commune pour plusieurs algorithmes qui utilisent le seuillage comme logique de discrimination. Généralement, elle varie de 200 ms à 360ms (période réfractaire) et elle est liée à la logique de décision et pas à la méthode de prétraitement ou filtrage. Une période fixe pourrait produire un nombre élevé de détection défectueux dans certains fichiers qui présentent des variations de rythme. Par exemple, dans l'enregistrement 203 qui montre des dérives graves de la ligne de base, des variations d'intervalle RR, et comprend aussi des complexes QRS avec différentes amplitudes, le nombre de détection FN peut être réduit en utilisant un plus petit TC à condition que la période CEP est bien choisie. Une large période produite plus de FN alors que une petite période produit beaucoup FP. Cependant, dans de telle situation, certaines logiques de décisions réussiront facilement à détecter presque tous les complexes QRS [14, 19]. Le SBT est d'une grande importance dans certains fichiers où ils existent des complexes QRS avec des petites amplitudes ou ceux avec grande durée. La technique permet de réduire le nombre de FN en utilisant un petit TH et la réévaluation du segment lorsqu'une période prédéfinie de l'intervalle RR écoule sans la détection d'un complexe QRS. La logique de décision fondée sur le seuillage donne de bons résultats lors de l'utilisation du SBT, même si les pauses de longue durée existent contrairement à d'autres logiques de décision qui produisent le PF [14]. La performance globale de l'algorithme proposé a été comparée avec les très célèbres articles, tableau 8. En regardant uniquement au critère de mesure DER, les résultats décrits dans le tableau 8 ne soulignent pas que l'algorithme proposé est le plus fiable par rapport aux autres méthodes. Cependant, il peut être comparé favorablement lorsqu'il est comparé avec les détecteurs utilisant le seuillage dans la logique de décision. D'autre part, l'algorithme proposé montre des performances comparables, voire meilleures en termes de la mesure Sp.

CHAPITRE III : DETECTION DU COMPLEXE QRS

Tableau 6. Résultats de l'évaluation de l'algorithme de détection sur la base MIT/BIH complète.

Record #	Total number of beats	FP	FN	Failed detection beats	Failed detection ratio	SE	PP
100	2273	0	0	0	0.00%	100.00	100.00
101	1865	2	0	2	0.11%	100.00	99.89
102	2187	0	0	0	0.00%	100.00	100.00
103	2084	0	1	1	0.05%	99.95	100.00
104*	2229	9	16	25	1.13%	99.28	99.59
105	2572	3	3	6	0.23%	99.88	99.88
106	2027	0	3	3	0.15%	99.85	100.00
107*	2137	2	26	28	1.33%	98.78	99.91
108	1760	8	1	9	0.51%	99.94	99.55
109	2532	0	3	3	0.12%	99.88	100.00
111	2124	0	1	1	0.05%	99.95	100.00
112	2539	0	0	0	0.00%	100.00	100.00
113	1795	0	0	0	0.00%	100.00	100.00
114	1872	0	0	0	0.00%	100.00	100.00
115	1952	0	0	0	0.00%	100.00	100.00
116	2412	0	15	15	0.63%	99.38	100.00
117	1535	0	0	0	0.00%	100.00	100.00
118	2278	0	0	0	0.00%	100.00	100.00
119	1987	0	0	0	0.00%	100.00	100.00
121	1863	3	0	3	0.16%	100.00	99.84
122	2476	0	1	1	0.04%	99.96	100.00
123	1518	0	0	0	0.00%	100.00	100.00
124	1619	0	0	0	0.00%	100.00	100.00

CHAPITRE III : DETECTION DU COMPLEXE QRS

200	2601	1	7	8	0.31%	99.73	99.96
201	1963	0	1	1	0.05%	99.95	100.00
202	2136	0	7	7	0.33%	99.67	100.00
203*	2980	23	34	57	1.93%	98.86	99.23
205*	2656	6	1	7	0.26%	99.96	99.77
207**	1862	7	5	12	0.65%	99.73	99.62
208*	2955	7	11	18	0.61%	99.63	99.76
209	3004	7	7	14	0.47%	99.77	99.77
210*	2650	3	3	6	0.23%	99.89	99.89
212	2748	0	2	2	0.07%	99.93	100.00
213	3251	0	8	8	0.25%	99.75	100.00
214	2265	2	5	7	0.31%	99.78	99.91
215*	3363	6	0	6	0.18%	100.00	99.82
217*	2209	0	14	14	0.64%	99.37	100.00
219	2154	1	0	1	0.05%	100.00	99.95
220	2048	0	2	2	0.10%	99.90	100.00
221*	2427	8	0	8	0.33%	100.00	99.67
222*	2483	2	3	5	0.20%	99.88	99.92
223*	2605	0	3	3	0.12%	99.88	100.00
228*	2048	9	12	21	1.03%	99.41	99.56
230	2256	0	0	0	0.00%	100.00	100.00
231	1571	0	0	0	0.00%	100.00	100.00
232	1780	0	11	11	0.62%	99.38	100.00
233	3079	0	3	3	0.10%	99.90	100.00
234	2753	0	1	1	0.04%	99.96	100.00
Overall	109483	109	210	319	0.28%	99.82	99.91

CHAPITRE III : DETECTION DU COMPLEXE QRS

(*) Enregistrements traités par un algorithme dont le coefficient de seuillage a été modifié.

(**) Les épisodes ventriculaires ne sont pas pris en compte. .

Tableau 7. Comparaison du détecteur proposé avec autres détecteurs (Enregistrement 105 et 108 de la base MIT/BIH)

Works	Fichier	Nombre de Battements	FP	FN	FDN	DER (%)
Reference [35]	105	2572	16	14	30	1.17
	108	1763	21	25	45	2.55
Reference [14]	105	2572	33	15	48	1.87
	108	1763	09	06	15	0.85
Reference [08]	105	2572	18	08	26	1.01
	108	1763	12	04	16	0.91
Reference [23]	105	2572	10	04	14	0.54
	108	1763	25	16	41	2.33
Ce algorithme	105	2572	03	03	06	0.23
	108	1760	08	01	09	0.51

Tableau 8. Benchmark complète de la performance de détection de l'algorithme proposé.

Ref	Pre-processing stage method	Decision Logic	FP	FN	Se	Sp	DER (%)
[35]	Wavelet transform	Zero crossing point (WT)	065	112	99.90	99.94	0.15
[08]	Bandpass filter and HT	Zero crossing point (HT)	140	079	99.93	99.86	0.21
[16]	Empirical mode decomposition	Threshold based logic	084	174	99.84	99.92	0.23
[14]	Fractal filters	Other logic based upon FF	153	156	99.86	99.86	0.28
[17]	KNN algorithm	Classification	151	207	99.81	99.86	0.32
[07]	Mathematical morphology	Threshold based logic	204	213	99.81	99.80	0.39
	This method (ANN)	Threshold based logic	109	210	99.82	99.91	0.28

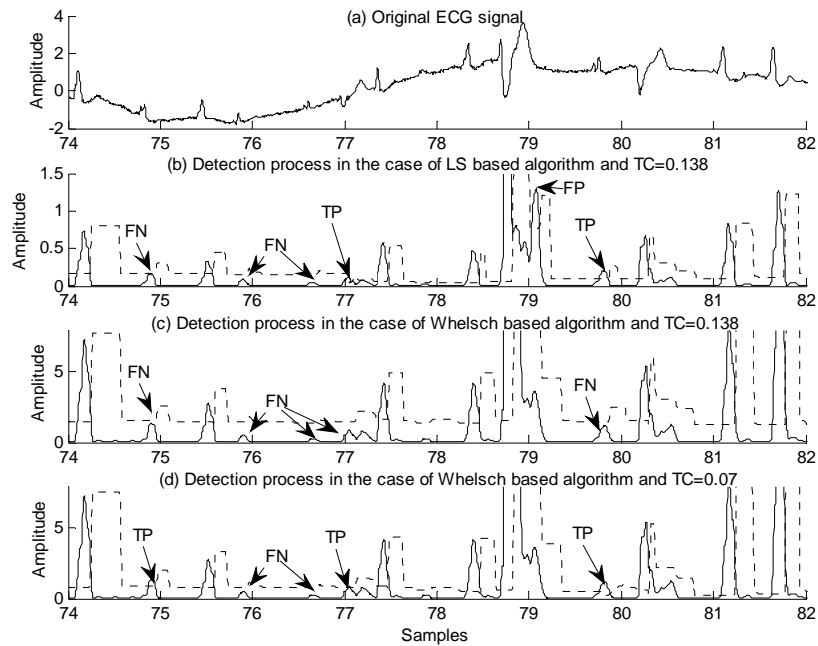


Fig. 3.14. Influence du coefficient de seuillage sur la performance de détection.

3.5. Conclusion

Nous avons développé un détecteur du complexe QRS fiable. Un filtre de blanchiment à base des SRBF optimisé prépare le signal ECG à l'opération de filtrage adapté en vue de réduire la corrélation des bruits affectant le signal et accentue les segments hautes fréquences et supprime les segments basses fréquences. Trois techniques collaborent et travaillent conjointement en vue d'optimiser le filtre de blanchiment à savoir les fonctions d'activation à base des SRBF, la fonction de coût robuste basée sur les M-estimateurs de Whelsch, et la nouvelle méthode de centrage. Les fonctions d'activation à base des SRBF permettent une bonne approximation aux segments presque constants existant dans le signal ECG. Les fonctions de coût robustes à base des M-estimateurs de Whelsch et la nouvelle méthode de centrage ont pour rôle de maintenir les SHF sains. Les résultats obtenus après l'application de l'algorithme sur tous les fichiers de la base de données MIT/BIH se comparent favorablement avec ceux mentionnés dans la littérature. L'algorithme montre également une meilleure performance par rapport aux détecteurs à seuillage.

Conclusion

GENERALE

Conclusion générale

L'objectif ultime de cette thèse est l'application des réseaux de neurones statiques pour l'analyse du signal électrocardiogramme (ECG). La détection du complexe QRS (ou l'onde R dans certaines littératures) constitue l'étape la plus importante avant toutes opérations d'analyse automatique du signal ECG. La qualité et la performance des analyseurs automatiques du signal ECG et par conséquent la qualité du diagnostic est liée aux performances du détecteur du complexe QRS d'où la nécessité d'un détecteur fiable et performant. Dans cette thèse, nous avons développé un détecteur du complexe QRS à base d'un réseau neuronal optimisé. Le réseau neuronal exploité comme prédicteur adaptatif non linéaire est construit par des fonctions à base radiale (radial basis function RBF) dont les fonctions d'activation sont un ensemble de fonctions sigmoïdales au lieu des fonctions Gaussiennes. L'utilisation de ces nouvelles fonctions d'activation a permis une grande amélioration dans la prédiction des segments presque constants que le signal ECG contient. Nous avons aussi introduit une nouvelle technique pour le choix des centres de ces fonctions d'activation pour permettre une optimisation additionnelle au prédicteur neuronal. Le but de la prédiction est la réalisation du filtrage de blanchiment qui consiste à supprimer les bruits corrélés et augmenter le rapport signal sur bruit (SNR). Les poids du réseau neuronal sont entraînés par un algorithme adapté au contexte de la détection du complexe QRS. Cet algorithme est basé sur des fonctions de coûts robustes construites à partir des M-estimateurs. L'utilisation de ces fonctions de coût dans l'algorithme d'apprentissage a consolidé en plus le rapport SNR. L'application de l'algorithme de détection sur la base de données MIT/BIH à donner les résultats suivants: un taux d'erreur d'environ 0,28%, une spécificité de près de 99,91%, et une sensibilité de 99,82%. Ces résultats sont comparés favorablement voire meilleurs que ceux annoncées dans la littérature.

REFERNCES ET BIBLIOGRAPHIES

- [1] A. Gacek, W. Pedrycz, ECG Signal Processing, Classification and Interpretation: A Comprehensive Framework of Computational Intelligence, First ed., Springer-Verlag, London Limited, 2012.
- [2] B.U. Kohler, C. Henning, R. Orgelmeister, The principles of software QRS detection, *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.* 21(2002) 42–57.
- [3] Z. Zidelmal, A. Amirou, M. Adnane, A. Belouchrani, QRS detection based on wavelet coefficients, *comp. Meth. Prog. Biome.* 107(3)(2012) 490-496.
- [4] S. A. Chouakri, F. Bereksi-Reguig, A. Taleb-Ahmed, QRS complex detection based on multi wavelet packet decomposition, *Applied. Math. Computa.* 217 (2011) 9508–9525.
- [5] Y.J. Min, H. K. Kim, Y. R. Kang, G. S. Kim, J. Park, S. W. Kim, Design of Wavelet-Based ECG Detector for Implantable Cardiac Pacemaker, *IEEE. Tran. Biomed. Circ. Sys.* 7(4)(2013) 426-436.
- [6] C. I. Jeong, P. I. Mak, C. P. Lam, C. Dong, M. I. Vai, P. Mak, S. H. Pun, F. Wan, R. P. Martins, A 0.83- QRS Detection Processor Using Quadratic Spline Wavelet Transform for Wireless ECG Acquisition in 0.35- CMOS, *IEEE Tran. Biomed. Circ. Sys.* 6(6)(2012) 586-595.
- [7] J. P. V. Madeiro, P. C. Cortez, J. A. L. Marques, C. R.V. Seisdodos, C. R.M.R. Sobrinho, An innovative approach of QRS segmentation based on first-derivative, Hilbert and Wavelet Transforms, *Med. Eng. Phys.* 34(9)(2012) 1236–1246.
- [8] F. Zhang and Y. Lian, QRS Detection Based on Multiscale Mathematical Morphology for Wearable ECG Devices in Body Area Networks, *IEEE Trans. Biomed. Circuits Syst.* 3(4) (2009) 220–228.
- [9] M. S. Manikandana, K.P. Somanb, A novel method for detecting R-peaks in electrocardiogram (ECG) signal, *Biomed. Signal. Process. Control.* 7 (2012) 118– 128.
- [10] X. Ning, I. W. Selesnick, ECG Enhancement and QRS Detection Based on Sparse Derivatives, *Biomed. Signal. Process. Control.* 8(2013) 713-723.
- [11] C. Meyer, J. F. Gavela, M. Harris, Combining Algorithms in Automatic Detection of QRS Complexes in ECG Signals, *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.* 10(2006) 468-475.
- [12] E. Plesnik, O. Malgina, J.F. Tasic, M. Zajc, Detection of the electrocardiogram fiducial points in the phase space using the euclidian distance measure, *Medical Engineering & Physics.* 34 (2012) 524– 529.
- [13] E. Plesnik, O. Malgina, J. F. Tasic, M. Zajc, Detection of the electrocardiogram fiducial points in the phase space using area calculation, *Electrotechnical. Review.* 78(5)(2011) 257-262.
- [14] M. Benmalek, A. Charef, Digital fractional order operators for R-wave detection in electrocardiogram signal, *IET. Signal. Process.* 3(2008) 381-391.
- [15] Y. Ferdi, J. P. Herbeuval, and A. Charef, un filtre numérique basé sur la dérivation non entière pour l’analyse du signal électrocardiographique, *ITBM-BM.* 21(2000) 205-209.

REFERNCES ET BIBLIOGRAPHIES

- [16] Z. Hadj Slimane, A. Nait-Ali, QRS complex detection using Empirical Mode Decomposition, *Digital. Signal. Process.* 20 (4) (2010) 1221–1228.
- [17] S. Pal, M. Mitra, Empirical mode decomposition based ECG enhancement and QRS detection, *Comput. Biol. Med.* 42 (2012) 83–92.
- [18] S.S. Mehta, D.A. Shete, N.S. Lingayat, V.S. Chouhan, K-means algorithm for the detection and delineation of QRS-complexes in Electrocardiogram, *IRBM.* 31 (2010) 48–54.
- [19] I. Saini, D. Singh, A. Khosla, QRS detection using K-Nearest Neighbor algorithm (KNN) and evaluation on standard ECG databases, *Journal. Adv. Res.* 4 (2013) 331–344.
- [20] R. Begg, J. Kamruzzaman, R. Sarker, *Neural Networks in Healthcare: Potential and Challenges*, Idea Group Inc, USA, 2006.
- [21] A. Iwata, Y. Nagasaka, N. Suzumura, Data compression of the ECG using neural network for digital Holter monitor, *IEEE trans. Eng. Med. Biol. Mag.* 9(3)(1990)53-57.
- [22] N. Kannathal, U. R. Acharya, L. C. Min, J. S. Suri, *Advances in Cardiac Signal Processing*, First ed., *Classification of Cardiac Patient States Using Artificial Neural Networks*, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, New York, 2007, pp 187-208.
- [23] P. Melin, J. Amezcua, F. Valdez, O. Castillo, A new neural network model based on the LVQ algorithm for multi-class classification of arrhythmias, *Information Sciences*, 279(2014)483-497.
- [24] Q. Xue, Y. H. Hu, W. J. Tompkins, Neural-network-based adaptive matched filtering for QRS detection, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 39(1992) 317–329.
- [25] G. Viiayat, V. Kumar, H. K. Verma, ANN-based QRS-complex analysis of ECG, *Journal. Med. Eng. Tech.* 22(4)(1998) 160- 167.
- [26] K. Arbateni, A. Bennia, PRNN-Based Adaptive Matched Filtering for QRS Detection, 2nd Inter, Conf, E-Médical Systems, Tunisia, 2008.
- [27] K. Arbateni, A. Bennia, Sigmoidal Radial Basis Function Neural network for ECG signal Analysis, 7^{ème} Inter, Conf, sur la génie Electrique, EMP, Algeria, 2011.
- [28] K. Arbateni, A. Bennia, Sigmoidal radial basis function ANN for QRS complex detection, *Neurocomputing*, <http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2014.05.009>.
- [29] C.C. Lee, P.C. Chung, J.R. Tsai, C.I. Chang, Robust Radial Basis Function Neural Networks, *IEEE. Trans. Sys. Man. Cyb. Part B. Cyb.* 29(1999) 674-685.
- [30] F. R. Hampel, P. J. Rousseeuw, E. M. Ronchetti, W. A. Stahel, *Robust Statistics-The Approach Based on Influence Function*, Wiley, New York, 1986.
- [31] G. D. Clifford, F. Azuaje, P. E. McSharry, *Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis*, First ed., *The physiological basis of the electrocardiogram*, Artech House, Inc., USA, 2006, pp 1-26.

REFERNCES ET BIBLIOGRAPHIES

- [32] K. Suzuki, *Artificial Neural Networks: Methodological Advances and Biomedical Applications*, InTech, Croatia, 2011.
- [33] S. Haykin, *Neural Networks: a comprehensive foundation*, Second ed., Prentice-Hall, Inc., New Jersey, 1999.
- [34] J. M. Zurada, *Introduction to Artificial Neural Systems*, West Publishing Company, New York, 1992.
- [35] V. Mai, I. Khalil, C. Meli, ECG Biometric Using Multilayer Perceptron and Radial Basis Function Neural Networks, in: *Proceedings of the 33rd Annual International Conference of the IEEE EMBS*, Boston, Massachusetts USA. (2011) 2745 – 2748.
- [36] C. Li, C. Zheng, C. Tai, Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 42(1995) 21–28.
- [37] J. F. Kolen and J. B. Pollak, Back-propagation is sensitive to initial conditions, *Complex Systems.* 4(1990) 269-280.
- [38] P. Hamilton, W. Tompkins, Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 33(1986) 1157–1165.
- [39] A. Papoulis, *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes*, Third ed., Basic Applications, McGraw-Hill Inc, New York, 1991, pp. 345–400.
- [40] A. Sadr, N. Mohsenifar, R. S. Okhovat, Comparison of MLP and RBF neural networks for Prediction of ECG Signals, *Int. Journal. Comp. Scie. Net. Secur.* 11(11)(2011) 124-128.
- [41] C. C. Lee, Y. C. Chiang, C. Y. Shih, C. L. Tsai, Noisy time series prediction using M-estimator based robust radial basis function neural network with growing and pruning techniques, *Expert. Sys. appl.* 36(2009) 4717-4724.
- [42] MIT-BIH Arrhythmia Database [Online]. Available: <http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb>
- [43] G. M. L. Ahlstrom, W. J. J. Baltersee, J. A. Chambers, Nonlinear Adaptive Prediction of Speech with a Pipelined Recurrent Neural Network, *IEEE Trans. Signal Processing.* 46(1998) 2207-2216.