

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
Université Abou BEKR BELKAID
LABORATOIRE DE GENIE BIOMEDICAL

THÈSE

Présentée par

BENALI Radhwane

Pour obtenir le titre de
DOCTEUR
De FACULTE DE TECHNOLOGIE
Spécialité : ELECTRONIQUE BIOMEDICALE

Titre :

Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques

A Soutenir en Avril 2013, devant le jury composé de :

Président

CHIKH Mohamed Amine, Professeur, Université de TLEMCCEN

Examineurs

NAIT ALI Amine, Professeur, Laboratoire LISSI, Université Paris-Est-Créteil
BOUGHANMI Nabil, Professeur, Université des Sciences et Technologie, Oran
FOURNIER Régis, MCCA, Laboratoire LISSI, Université Paris-Est-Créteil

Directeur de thèse :

BEREKSI REGUIG Fethi, Professeur, Université de Tlemcen

Co-Directeur de thèse :

HADJ SLIMANE Zine edine, MCCA, Université de Tlemcen

Dédicaces

Je dédie ce travail à :

A ma mère,

A mon père,

A mes frères et sœurs,

A toute ma famille,

A tous mes enseignants et mes collègues à l'université de Tlemcen.

A tous ceux que j'aime

Qu'ils trouvent ici l'expression de toute ma reconnaissance.

Remerciements

Avant tout, je remercie Dieu de m'avoir donné la force pour réaliser ce présent travail.

(الحمد لله)

Je tiens à exprimer ma très profonde gratitude à Monsieur Fethi BEREKSI-REGUIG, professeur à l'université de Tlemcen et directeur du laboratoire de recherche Génie Biomédical (GBM) qui n'a ménagé aucun effort pour me prendre en charge pour la réalisation de ce travail. Sa clairvoyance, sa générosité, sa gentillesse, ses connaissances, le temps qui m'a dispensé, et sa grande disponibilité dont il a fait preuve; m'ont énormément facilité ma tâche.

Je tiens aussi à remercier Mr Zine-eddine HADJ SLIMANE maître de conférences à l'université de Tlemcen d'avoir été disponible à toutes mes sollicitations.

J'adresse mes très sincères remerciements à Monsieur Mohamed Amine CHIKH, professeur à l'université de Tlemcen et celui qui m'a donné les assises de la recherche scientifique, et aussi pour l'intérêt qu'il a accordé à ce travail en acceptant de le juger et de présider le jury.

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

- Mr NAIT ALI Amine, Professeur, Laboratoire LISSI, Université Paris-Est-Créteil
- Mr BOUGHANMI Nabil, Professeur, Université des Sciences et Technologie, Oran
- Mr FOURNIER Régis, MCCA, Laboratoire LISSI, Université Paris-Est-Créteil

Qu'ils trouvent ici toute ma reconnaissance

Abstract

The electrocardiogram (ECG) signal is widely employed as one of the most important tools in clinical practice in order to assess the cardiac status of patients. It represents the variations of the electrical activity of the heart as function of time.

The classification of the ECG beats into different pathologic disease categories is a complex pattern recognition task.

In this thesis, we propose a method for ECG heartbeat pattern recognition using wavelet neural network. An algorithm based on wavelet for QRS detection is first implemented, and then a wavelet neural network Classifier is developed. The experimental results obtained by testing the proposed approach on ECG data from the MIT-BIH arrhythmia database demonstrate the efficiency of such an approach when compared with other methods existing in the literature.

Keywords

ECG, Feature extraction, QRS, Wavelet, Classification, Wavelet Network, Cardiac arrhythmia.

RESUME

Le signal électrocardiogramme (ECG) est très largement utilisé comme l'un des outils les plus importants dans la pratique clinique afin d'évaluer l'état cardiaque des patients. Il représente les variations de l'activité électrique du cœur en fonction du temps.

La classification des battements du signal ECG en différents cas pathologiques est une tâche de reconnaissance très complexe.

Dans cette thèse, nous proposons une méthode pour la reconnaissance automatique des battements cardiaques en utilisant un réseau d'ondelettes.

Un algorithme dédié à la détection du complexe QRS basé sur la décomposition en ondelettes est d'abord implémenté, suivi du développement d'un classificateur à base de réseau d'ondelettes.

Les résultats expérimentaux obtenus en testant l'approche proposée sur les enregistrements ECG de la base de données MIT-BIH démontrent l'efficacité d'une telle approche par rapport à d'autres méthodes existantes dans la littérature.

Mots Clés

ECG, caractérisation, détection, QRS, Ondelette, Classification, Réseau d'ondelettes, arythmie.

ملخص الأطروحة

إشارة المخطط الكهربائي للقلب (م ك ق) تستعمل على نطاق واسع باعتبارها واحدة من أهم الأدوات التطبيقية في العيادة من أجل تقييم حالة قلب المرضى. إنها تمثل تغير النشاط الكهربائي للقلب مع الزمن. تصنيف ضربات القلب إلى فئات مرضية محددة ومختلفة هي مهمة معقدة.

في هذه الأطروحة ، نقتراح طريقة للتعرف على أنماط ضربات القلب المختلفة باستخدام شبكة الموجات العصبية في المرحلة الأولى طبقت خوارزمية مبنية على الموجات للكشف بدقة عن أماكن المركب ومن ثم تم تطوير مصنف شبكة الموجات العصبية.

النتائج التجريبية التي تم الحصول عليها عن طريق اختبار النهج المقترح على إشارات (م ك ق) من قاعدة البيانات أثبتت كفاءة هذا النهج بالمقارنة مع الطرق الأخرى والمنشورة في مجلات علمية مشهورة.

كلمات بحث

ميزة استخراج، الموجات، التصنيف، شبكة الموجات ، أمراض قلبية، (م ك ق)

Table des matières

TABLE DE FIGURE	11
LISTE DES TABLEAUX	14
TABLE DES NOTATIONS :	15
INTRODUCTION GENERALE	16
NOTIONS DE BASE EN CARDIOLOGIE	20
INTRODUCTION	21
1. LE SYSTEME CARDIO-VASCULAIRE	21
1.1. <i>Le cœur</i>	21
1.2. <i>La circulation sanguine</i>	22
2. L'ELECTROPHYSIOLOGIE CARDIAQUE.....	23
2.1. <i>Propriétés électrophysiologiques des cellules cardiaques</i>	24
2.2. <i>Le fonctionnement électrique du cœur</i>	25
3. L'ELECTROCARDIOGRAPHIE	27
3.1. <i>Présentation</i>	27
3.2. <i>Système de Dérivations électrocardiographiques</i>	27
3.2.1. Les dérivations périphériques	27
3.2.1.1. Les dérivations périphériques bipolaires.....	28
3.2.1.2. Les dérivations périphériques unipolaires.....	29
3.2.2. Les dérivations précordiales.....	29
3.2.2.1. Position des électrodes précordiales	30
3.3. <i>Le signal électrocardiogramme</i>	30
3.3.1. Les ondes enregistrées sur un ECG normal	31
3.3.2. Les segments et intervalles qui caractérisent un ECG normal	33
3.4. <i>Le rythme cardiaque</i>	34
3.5. <i>L'ECG ambulatoire (HOLTER)</i>	34
4. LES PATHOLOGIES CARDIAQUES.....	36
4.1. <i>Rythme sinusal</i>	36
4.2. <i>Les arythmies cardiaques</i>	37
4.2.1. Types d'arythmies courantes	37
L'extrasystole :	37
Le flutter atrial (auriculaire) :	38
La fibrillation atriale (Fibrillation auriculaire)	38
La tachycardie supra-ventriculaire (auriculaire ou jonctionnelle)	39
La fibrillation ventriculaire	40
La tachycardie ventriculaire	40
4.2. <i>Les Blocs</i>	41
Bloc sino-auriculaire	41
Bloc auriculo-ventriculaire	42
Blocs de branche	43
4.3. <i>Les extrasystoles</i>	44
4.3.1. L'extrasystole ventriculaire (ESV)	45
4.3.2. L'extrasystole supra-ventriculaire (ESsV)	46
CONCLUSION :	47

CHAPITRE II.....	48
THEORIE DES ONDELETTES	48
<i>INTRODUCTION</i>	49
2.1. <i>REPRESENTATION TEMPS-FREQUENCE : DE FOURIER AUX ONDELETTES</i>	49
2.2. <i>LES ONDELETTES</i>	51
2.2.1. <i>Définitions</i>	52
2.2.2. <i>Propriétés des ondelettes</i>	55
2.2.2.1. <i>Sélectivité en fréquence.....</i>	55
2.2.2.2. <i>Similarité.....</i>	55
2.2.2.3. <i>Symétrie</i>	55
2.2.2.4. <i>Orthogonalité</i>	55
2.2.2.5. <i>Régularité</i>	55
2.2.2.6. <i>Nombre de moments nuls.....</i>	55
2.2.2.7. <i>Facteur d'échelle minimal</i>	55
2.2.2.8. <i>Relation entre fréquence et échelle.....</i>	56
2.2.3. <i>La transformée en ondelette continue</i>	56
2.2.3.1. <i>Définition.....</i>	56
2.2.3.2. <i>Reconstruction</i>	57
2.2.4. <i>La transformée en ondelette discrète</i>	57
2.2.4.1. <i>Définition.....</i>	57
2.2.4.2. <i>L'analyse multi résolution</i>	59
2.2.5. <i>Paquet d'ondelette.....</i>	60
2.3. <i>CRITERES DE CHOIX DES ONDELETTES</i>	61
2.4. <i>APPLICATION DES ONDELETTES SUR LE SIGNAL ECG.....</i>	63
CONCLUSION	65
CHAPITRE III.....	66
TRAITEMENT DU SIGNAL ECG PAR LES ONDELETTES	66
INTRODUCTION	67
3.1. <i>PRETRAITEMENT DU SIGNAL ECG.....</i>	68
3.1.1. <i>Types de bruits présents dans le signal ECG.....</i>	68
3.1.1.1. <i>Bruits d'origine technique.....</i>	69
A. <i>Le Bruit du réseau 50Hz.....</i>	69
B. <i>Les bruits dûs au mauvais contact électrode-peau</i>	69
C. <i>Autres bruits</i>	70
3.1.1.2. <i>Bruits physiques</i>	70
A. <i>Fluctuations de la ligne de base.....</i>	70
B. <i>Bruits dûs au signal électromyogramme EMG.....</i>	71
C. <i>Autres artefacts d'origine physique.....</i>	71
3.1.2. <i>Etat de l'art sur le filtrage de l'ECG</i>	71
3.1.3. <i>Filtrage de l'ECG</i>	72
3.3.1.1. <i>Principe du dé-bruitage par les ondelettes.....</i>	72
Seuillage dur.....	73
Seuillage doux	73
3.3.1.2. <i>Filtrage du signal ECG par ondelette.....</i>	74
3.2. <i>DETECTION DU COMPLEXE QRS.....</i>	78
3.2.1 <i>Etat de l'art sur la détection du complexe QRS.....</i>	79
3.2.2. <i>Principe de l'algorithme de détection des complexe QRS :</i>	80

3.2.2.1 Principe de l'algorithme implémenté.....	80
3.2.2.2 Analyse des Résultats Obtenus	84
CONCLUSION	89
CHAPITRE IV	90
ETUDE ET DESCRIPTION DU RESEAU D'ONDELETTES	90
INTRODUCTION	91
4.1. NOTIONS DE BASE SUR LES RESEAUX DE NEURONES	91
4.1.1. <i>Présentation</i>	91
4.1.2. <i>Neurone artificiel et neurone biologique</i>	91
4.1.2.1. Neurone biologique.....	92
4.1.2.2. Neurone artificiel (formel)	92
4.1.3. <i>Architectures des réseaux de neurones</i>	95
A. Les Réseaux non bouclés "FEED-FORWARD"	95
A.1. Les Perceptrons	96
A.2. Les réseaux à fonction radiale (RBF).....	97
B. Les Réseaux bouclés "FEED-BACK"	97
B.1. Les réseaux de Hopfield	97
B.2. Les cartes auto organisatrices de Kohonen	98
B.3. Les ART (Adaptive Resonance theory)	98
4.1.4. <i>Apprentissage des réseaux de neurones</i>	99
4.1.4.1. L'apprentissage non supervisé	100
4.1.4.2. L'apprentissage supervisé	100
4.1.4.3. L'apprentissage par renforcement.....	100
4.2. LES RESEAUX D'ONDELETTES	101
4.2.1. <i>Réseau d'ondelettes dans la littérature</i>	101
4.2.1.1. Principe générale du réseau d'ondelettes	102
4.2.2. <i>Modèle du réseau d'ondelette</i>	103
4.3 APPRENTISSAGE DES RESEAUX D'ONDELETTES.....	106
CONCLUSION	109
CHAPITRE V	110
CLASSIFICATION DES BATTEMENTS CARDIAQUES PAR LES RESEAUX D'ONDELETTES	110
INTRODUCTION	111
5.1. L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET L'ECG.....	111
5.2. LES DONNEES ECG ETUDIEES.....	112
5.2.1. <i>Description de la base de données MIT-BIH</i>	112
5.2.2. <i>Fichiers de la base MIT-BIH</i>	113
a. Fichier de données (*.dat).....	113
b. Fichier header (*.hea)	113
c. Fichier annotation (*.atr).....	113
5.3. PARAMETRES D'EVALUATION DES PERFORMANCES	113
5.4. CLASSIFICATION DES ARYTHMIES CARDIAQUES.....	114
5.4.1. <i>Collection de la base de données et choix des arythmies ciblées</i>	114
5.4.2 <i>Caractérisation des battements cardiaques</i>	116
5.4.2.1 Choix du vecteur d'entrée.....	116
5.4.3 <i>Classification des battements cardiaque par le réseau d'ondelette</i>	118
5.4.3.1 Choix de la fonction d'ondelette	118
5.4.3.2 Choix de l'architecture du réseau d'ondelettes	119

5.4.3.3 Initialisation des paramètres du réseau d'ondelettes	120
5.5 RESULTAT OBTENUS ET DISCUSSION.....	123
5.6 COMPARAISON AVEC D'AUTRES METHODES	125
CONCLUSION	126
CONCLUSION GENERALE	128
CONCLUSION GENERALE :.....	129
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUE.....	132
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUE.....	133

Table de Figure

FIGURE 1.1 SCHEMA GENERAL DU CŒUR-----	22
(IMAGE EXTRAITE DU SITE WWW.E-CARDIOLOGIE.COM) -----	22
FIGURE 1.2 LA CIRCULATION SANGUINE -----	23
FIGURE 1.3 LES CINQ PHASES DU POTENTIEL D'ACTION D'UNE CELLULE DU MUSCLE MYOCARDIQUE, -----	25
FIGURE 1.4 L'ACTIVITE ELECTRIQUE DU CŒUR -----	26
(IMAGE EXTRAITE DU SITE : HTTP://WWW.EUREKASANTE.FR) -----	26
FIGURE 1.5 MONTAGE D'EINTHOVEN POUR L'ENREGISTREMENT DES DERIVATIONS BIPOLAIRES DES MEMBRES.-----	28
FIGURE 1.6 MONTAGE DE GOLDBERGER POUR L'ENREGISTREMENT DES DERIVATIONS UNIPOLAIRES DES MEMBRES-----	29
FIGURE 1.7 MONTAGE DE WILSON (A) ET LA POSITION DES ELECTRODES PRECORDIALES (B)-----	30
FIGURE 1.8 ÉTAPES SUCCESSIVES DE DEPOLARISATION/REPOLARISATION DU CŒUR QUI SE TRADUISENT SUR LE PLAN ELECTROCARDIOGRAPHIQUE PAR DIFFERENTES ONDES P, QRS, ET T. -----	31
(IMAGE EXTRAITE DU SITE : HTTP://WWW.E-SEMIO.UVSQ.FR) -----	31
FIGURE.1.9. ECG NORMAL-----	31
FIGURE 1.10 APPAREIL HOLTER -----	35
(IMAGE EXTRAITE DU SITE : HTTP://WWW.DRALFREDOLOPEZPAREDES.COM)-----	35
FIGURE 1.11. LE RYTHME SINUSAL -----	36
FIGURE 1.12 FLUTTER AURICULAIRE. LES ONDES P SONT REMPLACEES PAR UNE SUCCESSION D'ONDES APPELEES F QUI ONT L'ASPECT DE DENTS DE SCIE -----	38
FIGURE 1.13 FIBRILLATION AURICULAIRE -----	39
FIGURE 1.14 FIBRILLATION VENTRICULAIRE-----	40
FIGURE 1.15 TACHYCARDIE VENTRICULAIRE (TV)-----	41
FIGURE 1.16. LOCALISATION DES BLOCS, A : BLOC SINO-AURICULAIRE, B : BLOC AURICULO-VENTRICULAIRE, C : BLOC DE BRANCHE GAUCHE ET D : BLOC DE BRANCHE DROIT. -----	41
FIGURE 1.17. BLOC AV D'ORDRE II. LE RYTHME EST SINUSAL, SEULE UNE ONDE P (CONTRACTION AURICULAIRE) N'EST PAS SUIVIE D'UNE SYSTOLE VENTRICULAIRE, CE QUI SIGNE UN BLOC AV D'ORDRE II. LE RYTHME APPARAÎT DONC LOCALEMENT IRREGULIER.-----	42
FIGURE 1.18 BLOC DE BRANCHE DROIT-----	43
FIGURE.1.19 BLOC DE BRANCHE GAUCHE-----	44
FIGURE.1.20. EMPLACEMENT DES FOYERS ECTOPIQUES. -----	44
FIGURE.1.21. EXTRASYSTOLE VENTRICULAIRE (ESV)-----	45
FIGURE.22. EXTRASYSTOLE AURICULAIRE -----	46
FIGURE.1.23 EXTRASYSTOLE AURICULAIRE BLOQUEE, CE TYPE DE BATTEMENT SE CARACTERISE PAR UNE ONDE P PREMATUREE NON SUIVI D'UN COMPLEXE QRS -----	46
FIGURE.1.24 EXTRASYSTOLE JONCTIONNELLE -----	47
FIGURE 2.1 PAVAGE TEMPS-FREQUENCE POUR LA TRANSFORMEE DE FOURIER A FENETRE GLISSANTE. -----	50
FIGURE 2.2. ONDELETTE AVEC DIFFERENTS FACTEURS D'ECHELLES-----	53
FIGURE 2.3. ONDELETTE AVEC DIFFERENTS FACTEURS DE POSITION B. -----	53

FIGURE 2.4. PAVAGE TEMPS FREQUENCE POUR LA TRANSFORMEE EN ONDETTES POUR DEUX FACTEURS D'ECHELLE A_1 ET A_2 -----	54
FIGURE 2.5. PRINCIPE DE L'ALGORITHME DE MALLAT -----	59
FIGURE 2.6. DECOMPOSITION PAR ONDETTES -----	60
FIGURE 2.7. DECOMPOSITION PAR PAQUETS D'ONDETTES -----	61
FIGURE.3.1. LES ETAPES DE LA SEGMENTATION DU SIGNAL ECG -----	68
FIGURE 3.2 BRUIT DU AU MAUVAIS CONTACT ELECTRODE-PEAU -----	69
FIGURE 3.3. BRUITS PRESENT DANS UN SIGNAL ECG : (A) BRUIT DU SECTEUR 50HZ; (B) FLUCTUATIONS DE LA LIGNE DE BASE; (C) LE SIGNAL EMG; ET (D) LES ARTEFACTS DUS AUX MOUVEMENTS DU PATIENT. -----	71
FIGURE.3.4 PRINCIPE DU DEBRUITAGE PAR ONDELETTE -----	73
FIGURE.3.5. L'ONDELETTE 'DB4' -----	74
FIGURE 3.6 DECOMPOSITION EN ONDELETTE DU SIGNAL ECG DU PATIENT '117' -----	75
FIGURE 3.7 SIGNAL ECG DU PATIENT '117' AVEC SA RECONSTRUCTION A CHAQUE NIVEAU DE DECOMPOSITION -----	75
FIGURE 3.8 RESULTATS DE L'OPERATION DU FILTRAGE DES BRUITS HF APPLIQUE SUR LE SIGNAL DU PATIENT '117' -----	76
FIGURE 3.9 DECOMPOSITION DU SIGNAL '105' EN HUIT NIVEAUX -----	77
FIGURE 3.10 ELIMINATION DE LA LIGNE DE BASE SUR LE SIGNAL DU PATIENT '105' -----	77
FIGURE 3.11 RESULTAT DU FILTRAGE D'UNE PARTIE DU SIGNAL DU PATIENT '104' -----	78
FIGURE 3.12. SCHEMA BLOC DU PRINCIPE ADOPTE DANS L'ALGORITHME DE LA DETECTION DU COMPLEXE QRS -----	80
FIGURE 3.13 SIGNAL ECG FILTRE DU PATIENT 100 -----	81
FIGURE 3.14 LES HUIT DETAILS DE DECOMPOSITION DU SIGNAL ECG DU PATIENT '100' -----	82
FIGURE.3.15 SIGNAL ECG (A), SA RECONSTRUCTION A PARTIR DES DETAILS D3-D6 (B) ET SON ENERGIE (C) --	83
FIGURE.3.16 DETECTION DES PICS R -----	83
FIGURE.3.17. RECONSTRUCTION DU SIGNAL A PARTIR DES DETAILS D5-D7 (A), DETECTION DE L'ONDE Q (B) ET DE L'ONDE S (C) -----	84
FIGURE 3.18. DETECTION DES QRS SUR LE SIGNAL DU PATIENT '108', (FN : BATTEMENT NON DETECTE)-----	85
FIGURE 3.19. DETECTION DES QRS SUR LE SIGNAL DU PATIENT '108', (FN : BATTEMENT NON DETECTE, FP : BATTEMENT NON EXISTANT), -----	85
FIGURE 3.20. DETECTION DES QRS SUR LE SIGNAL DU PATIENT '101', (UNE DEVIATION BRUSQUE ET COURTE DE LA LIGNE DE BASE).-----	87
FIGURE 3.21. DETECTION DES QRS SUR LE SIGNAL DU PATIENT '109', (DES ONDES R INVERSE, CAS DE L'EXTRASISTOLE VENTRICULAIRE ESV) -----	87
FIGURE 3.22. DETECTION DES QRS SUR LE SIGNAL DU PATIENT '104', (DES ONDES R EN DOUBLE PIC, ET PRESENCE DE BRUIT QUI ENTACHE UNE PARTIE DU SIGNAL) -----	87
FIGURE 3.22. DETECTION DES QRS SUR LE SIGNAL DU PATIENT '117', (DES ONDES T A FORTE AMPLITUDE COMPARABLE A L'ONDE R)-----	88
FIGURE 4.1. NEURONE BIOLOGIQUE-----	92
FIGURE 4.2. NEURONE ARTIFICIEL -----	93
FIGURE 4.3. SCHEMA GENERAL DES DIFFERENTES TOPOLOGIES DES RESEAUX DE NEURONES-----	95
FIGURE 4.4 PERCEPTRON DE ROSENBLATT -----	96

FIGURE 4.5 PERCEPTRON MULTICOUCHE -----	96
FIGURE 4.6. RESEAU DE HOPFIELD -----	97
FIGURE 4.7. RESEAU DE KOHONEN-----	98
FIGURE 4.8 RESEAU ART -----	99
FIGURE 4.9 UN MODELE QUI REPRESENTE GRAPHIQUEMENT UNE ONDELETTE MULTIDIMENSIONNELLE ---	104
FIGURE 4.10 REPRESENTATION GRAPHIQUE DU PRINCIPE GENERAL D'UN RESEAU D'ONDELETES -----	106
FIGURE 5.1 LES TYPES DE BATTEMENTS CARDIAQUES ETUDIEES DANS CE TRAVAIL. -----	115
FIGURE 5.2. LES PARAMETRES DE CARACTERISATION SUR UN BATTEMENT CARDIAQUES D'UN SUJET SAIN	117
FIGURE 5.3 L'ONDELETTE DE "MORLET"-----	119
FIGURE 5.4 REPRESENTATION GRAPHIQUE DU PRINCIPE GENERAL D'UN RESEAU D'ONDELETES -----	120
FIGURE 5.5. ALGORITHME D'APPRENTISSAGE DU RESEAU D'ONDELETTE. -----	122

Liste des tableaux

TABLEAU.2.1 LISTE DE FAMILLE D'ONDELETTE	62
TABLEAU 2.2. PRINCIPALES PROPRIETES DES FAMILLES D'ONDELETES	63
TABLEAU 3.1 RESULTATS D'EVALUATION DE L'ALGORITHME DE DETECTION DU COMPLEXE QRS	86
TABLEAU 3.2 COMPARAISON DES PERFORMANCES DES ALGORITHMES DE DETECTION DU COMPLEXE QRS CITEES DANS LA LITTERATURE.	88
TABLEAU 4.1 LES FONCTIONS D'ACTIVATION	94
TABLEAU 5.1 LES ENREGISTREMENTS CHOISIS DE LA BASE DE DONNEES MIT-BIH	115
TABLEAU.5.2 DISTRIBUTION DES BATTEMENTS ECG (APPRENTISSAGE ET TEST)	116
TABLEAU 5.3 L'EFFET DU TYPE D'ONDELETTE SUR LA PERFORMANCE DU RESEAU D'ONDELETES	118
TABLEAU.5.4 EFFET DU NOMBRE DE NEURONES DANS LA COUCHE CACHEE SUR LA PERFORMANCE DU RESEAU D'ONDELETES	119
TABLEAU 5.5 MATRICE DE CONFUSION	123
TABLEAU 5.6 RESULTATS DE CLASSIFICATION DU RESEAU D'ONDELETTE POUR LES DIFFERENTS TYPES DE BATTEMENTS CARDIAQUES	124
TABLEAU.5.7 COMPARAISON DES RESULTATS	125

Table des notations :

ECG : Electrocardiogramme

TOD : Transformé en ondelette discrète

TOC : Transformé en ondelette continue

PVC : Les contractions ventriculaires prématurées (Premature Ventricular Contraction)

APC : Les contractions auriculaires prématurées (Atrial premature Contraction)

N : Battements Normaux

LBbB : Les blocs de branche gauche (Left Bundle Branch Block)

RBbB : Les blocs de branche droite (Right Bundle Branch Block)

QRS : durée du complexe QRS

RR_p : distance entre le pic R actuel et le pic R précédant

RR_s : distance entre le pic R actuel et le pic R suivant

W_i : poids synaptiques

EQM : erreur quadratique moyenne

T_c : taux de classification

Se : sensibilité

Sp : spécificité

Introduction générale

Introduction générale

Les maladies cardiovasculaires représentent la cause la plus fréquente de décès dans le monde selon les études statistiques annuelles faites au niveau de l'organisation mondiale de la santé (OMS).

Par conséquent, le diagnostic de ces maladies dangereuses semble une tâche vitale. Dans les services de cardiologie au niveau des hôpitaux, le signal électrocardiogramme (ECG) reste encore l'un des outils prédominants et les plus largement utilisés pour le diagnostic et l'analyse des arythmies cardiaques.

En réalité, l'examen ECG est un outil non invasif effectué par le médecin en vue d'explorer le fonctionnement du cœur par l'emploi des électrodes externes mises en contact de la peau. Il s'agit d'un signal qui reflète l'activité électrique du cœur.

À partir du signal ECG, certains paramètres importants peuvent être extraits. En règle générale, les durées et les formes des différentes ondes sont considérés comme des signes indicateurs de certaines anomalies cardiaques.

Cependant, la détection manuelle des ondes caractéristiques du signal ECG et la classification des battements cardiaques sont des tâches difficiles et ennuyeuses surtout pour l'analyse des enregistrements de longue durée comme dans l'examen Holter et les cas ambulatoires pour le suivi continu dans les salles de réanimation et de soins intensifs.

Par conséquent, les systèmes automatiques d'analyse du signal ECG, capables d'aider les médecins à faire le diagnostic, semble indispensable en raison du grand nombre de patients dans les unités de soins intensifs et de la nécessité d'une observation continue. C'est ainsi qu'apparu plusieurs systèmes automatiques d'aide au diagnostic cardiaque à travers le signal ECG. Ces systèmes devraient être facilement applicables, évolutifs, précis, robustes, et stables.

Pour cette raison, cette problématique a attiré beaucoup d'intérêt et de nombreuses méthodes ont été proposées par différents chercheurs pour trouver des solutions. Généralement, ces méthodes sont développées en deux grandes étapes : la caractérisation du signal ECG et le module de classification.

La première étape qui concerne la caractérisation de l'ECG peut être réalisée : Soit dans le domaine temporel afin d'obtenir des caractéristiques morphologiques (telles que la largeur, hauteur et la surface du complexe QRS, variabilité du rythme cardiaque, etc.) [Cha'04],[Bor'96], Soit dans le domaine fréquentiel afin de trouver des changements dans les

spectres de puissance du complexe QRS entre les battements normaux et anormaux [Min'99][Qin'03].

De plus, l'analyse temps-fréquence [Har'96][Chi'08] permet de profiter simultanément des caractéristiques temporelles et fréquentielles du signal ECG. De même, le traitement spatiale de l'ECG a souvent été utilisé pour analyser le comportement non linéaire de la variabilité cardiaque HRV [Wan'01][Chi'06a].

Pour la deuxième étape qui concerne la classification, plusieurs techniques ont été développées telles que les réseaux de neurones artificiels (ANN) qui sont utilisé suivant des architectures différentes telles que la carte auto-organisatrice de Kohonen (KSOM) [Maz'92][Vin'93], les Perceptrons multicouches (MLP) [Bar'88], et les réseaux de neurones probabilistes (PNN) [Chi'06b].

La classification des signaux cardiaques est considéré comme une aide à la décision médicale, elle englobe plusieurs disciplines, comme l'intelligence artificielle, le traitement du signal, l'ingénierie du logiciel et des connaissances, avec en plus, l'aspect médical.

Dans le cadre de ce travail, nous proposons une méthode automatisée pour la classification des battements cardiaques. Cette méthode est basée sur une combinaison des réseaux de neurones artificiels avec la transformée en ondelettes.

Les ondelettes ont été utilisées à la fois pour la caractérisation du signal ECG et aussi combinées avec les réseaux de neurones pour la classification des battements cardiaques.

Cinq types de battements différents sont choisis: les battements normaux (N, Normal), les contractions ventriculaires prématurées (Premature Ventricular Contraction, PVC), les blocs de branche gauche (Left Bundle Branch Block, LBBB), les blocs de branche droit (Right Bundle Branch Block, RBBB) et les contractions auriculaires prématurées (Atrial premature Contraction APC), pour évaluer la solution proposée.

Le présent document est reparti en cinq chapitres :

Le premier chapitre présente brièvement le fonctionnement du système cardiovasculaire, et notamment le cœur. Il permet en particulier de comprendre l'origine et la nature des signaux électriques enregistrés par l'électrocardiographie, et présente aussi quelques pathologies cardiaques typiques souvent illustrées dans un enregistrement électrocardiographique ECG.

Le deuxième chapitre est dédiée à la présentation des principes mathématiques des transformées en ondelettes continue et discrète et leurs propriétés les plus connues en privilégiant les aspects liés au traitement du signal. Le calcul des coefficients de détail et

d'approximations dans la décomposition en ondelettes ainsi qu'un état de l'art sur l'application des ondelettes pour l'analyse du signal électrocardiogramme sont brièvement présentés.

Le troisième chapitre présente l'algorithme de détection des complexes QRS que nous avons développé et implémenté pour la caractérisation des battements cardiaques. Il est entamé d'abord par étude de plusieurs techniques de détection des complexes QRS présentées dans la littérature suivi par une description détaillée de l'algorithme proposé et qui est basé sur la décomposition des ondelettes.

Le quatrième chapitre concerne l'étude des réseaux d'ondelettes dans une première partie suivie d'une étude des différentes techniques de classification et la reconnaissance automatique des battements cardiaques en utilisant les réseaux de neurones. Une dernière partie de ce chapitre décrit la manière avec laquelle des fonctions d'ondelettes seront utilisées comme fonctions d'activation dans les réseaux de neurones pour construire les réseaux d'ondelettes.

Le cinquième et dernier chapitre illustre les résultats obtenus de classification des pathologies cardiaques à travers l'implémentation de l'algorithme proposé. Ces sont discutés et comparés avec ceux d'autres chercheurs dans la littérature.

Le document est terminé par une conclusion générale et des perspectives.

Chapitre I

*Notions de base en
cardiologie*

Introduction

A travers ce chapitre, une description générale du système cardiovasculaire est d'abord faite, suivie d'une description détaillée de l'activité physiologique cardiaque.

Cette présentation se limite principalement aux différents paramètres décrivant le signal électrocardiogramme ECG en vue d'une meilleure compréhension du travail présenté dans cette thèse. Les lecteurs intéressés par une approche médicale profonde pourront consulter les nombreux ouvrages médicaux disponibles sur le sujet. [Deb'97] [Fis'02].

Le chapitre est terminé par une brève description de pathologies cardiaques exploitées dans ce travail.

1. Le système cardio-vasculaire

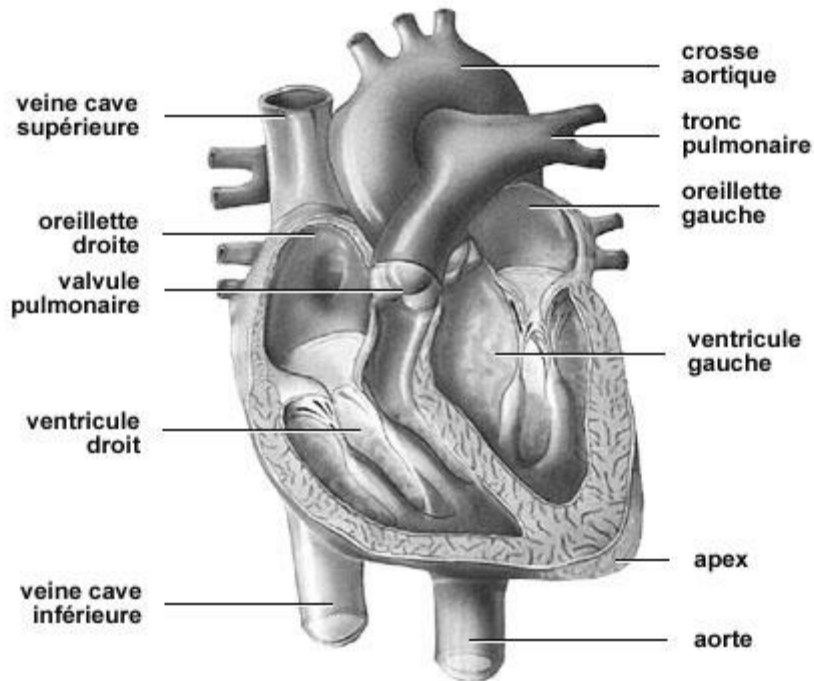
Le système cardio-vasculaire appelé aussi système circulatoire assure la circulation du sang d'une manière continue dans l'organisme. Il permet ainsi d'alimenter les tissus cellulaires en oxygène et en nutriments et d'évacuer les déchets vers les reins et le dioxyde de carbone vers les poumons. Ce système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

1.1. Le cœur

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

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

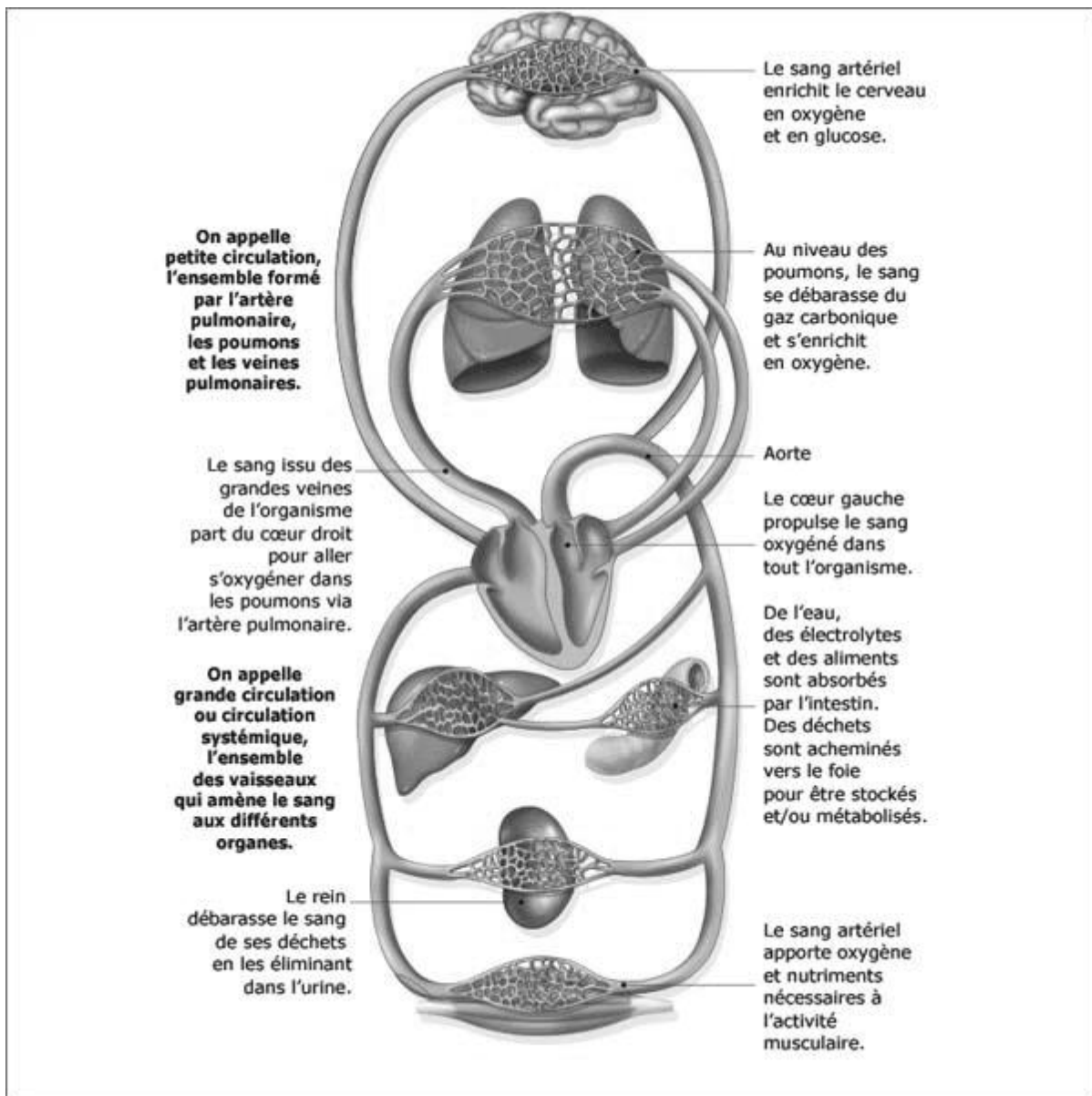
Le cœur est considéré comme une pompe musculaire subdivisée en quatre cavités : deux oreillettes et deux ventricules [Obr'68] (Figure 1.1), permettant de propulser le sang vers toutes les cellules du corps humain. Les paires oreillette-ventricule droite et gauche constituent respectivement les cœurs droit et gauche.



*Figure 1.1 Schéma général du cœur
(Image extraite du site www.e-cardiologie.com)*

1.2. La circulation sanguine

L'oreillette droite récupère le sang pauvre en oxygène des veines caves supérieure et inférieure, et le propulse après contraction vers le ventricule droit. Cette phase est la systole auriculaire. Cette phase systolique est suivie d'une autre diastolique, permettant d'envoyer le sang dans les poumons à travers les artères pulmonaires. Le dioxyde de carbone véhiculé par ce sang sera évacué par les poumons vers l'extérieur du corps, et par la suite sera rechargé en oxygène. Le sang revient ensuite au cœur dans l'oreillette gauche, puis passe dans le ventricule gauche là où il est envoyé vers les organes dans le réseau artériel à travers l'aorte [Fis'02]. L'ensemble de ces étapes forme la circulation sanguine illustrée sur la figure 1.2.



*Figure 1.2 La circulation sanguine
(Image extraite du site tristan-laclasseinformatique.blogspot.com)*

2. L'électrophysiologie cardiaque

Le cœur est un organe automatique. Il possède en lui même tous les éléments de son fonctionnement. Cet automatisme est lié au tissu nodal (système de conduction cardiaque très spécialisé).

Le cœur se contracte parce qu'un stimulus (ou onde de dépolarisation) prend origine au niveau de la paroi postérieure de l'oreillette droite. Ce stimulus traverse d'abord les deux oreillettes puis passe par la suite aux ventricules. En effet, le cœur comporte un réseau

intrinsèque de cellules conductrices qui produisent et propagent des impulsions électriques, ainsi que des cellules qui répondent à ces impulsions par une contraction.

Pour mieux comprendre l'origine des phénomènes électriques et mécaniques du cœur, les propriétés électro-physiologiques de la cellule cardiaque seront discutées tout d'abord.

2.1. Propriétés électrophysiologiques des cellules cardiaques

Les cellules cardiaques sont entourées d'une membrane qui permet le passage de différents ions, ce qui engendre des différences de concentration de part et d'autre de cette membrane cellulaire.

Le *sodium* (Na^+) est 10 fois plus concentré à l'extérieur qu'à l'intérieur de la membrane, par contre la concentration intracellulaire de *potassium* (K^+) est 30 fois supérieure qu'à l'extérieur de la cellule et enfin le *calcium* (Ca^{++}) est très concentré à l'extérieur par rapport à l'intérieur.

Les différences de concentration de ces particules chargées électriquement aboutissent à des différences de potentiel entre l'intérieur et l'extérieur de la membrane cellulaire.

Au repos, l'intérieur de la cellule est chargé négativement avec une différence de potentiel de -90mV ce qui est connu par le potentiel de repos.

Lorsque la cellule est excitée par un stimulus électrique, mécanique ou chimique, des modifications transitoires de la membrane vont aboutir à une entrée brutale de sodium, suivie d'une entrée de calcium et d'une sortie de potassium. La différence de potentiel passe alors de -90mV à environ $+20\text{mV}$. C'est **le potentiel d'action**.

Lors de la contraction des cellules cardiaques, des échanges ioniques se déroulent et définissent ainsi le potentiel d'action, présenté sur la figure 1.3, qui comprend 5 phases successives :

La phase 0 ou dépolarisation rapide : après une excitation électrique au-dessus du seuil d'activation de la cellule, un afflux rapide d'ions Na^+ rentre dans la cellule et inverse rapidement la polarité de la cellule.

La phase 1 ou début de repolarisation : elle est caractérisée par une repolarisation rapide et de courte durée, due à l'inactivation des canaux Na^+ et au flux sortant d'ions de potassium K^+ .

La phase 2 ou plateau : elle correspond à la phase de repolarisation lente. Elle est due à l'entrée lente des ions Ca^{++} dans la cellule qui atténue l'influence des canaux K^+ continuant à sortir, ralentissant ainsi la phase de repolarisation.

La phase 3 ou repolarisation : elle correspond à la phase de repolarisation finale, et se caractérise par la fermeture de canaux ioniques spécifiques qui ramène la cellule au potentiel de repos original. Durant cette phase, les ions K^+ sont toujours sortants tandis que le potentiel de la cellule tend vers son seuil de repos.

La phase 4 : elle correspond au potentiel de repos, où la cellule est plus facilement excitable.

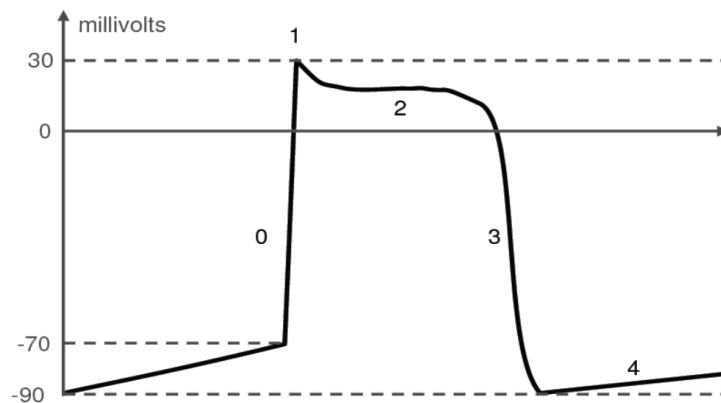


Figure 1.3 Les cinq phases du potentiel d'action d'une cellule du muscle myocardique, respectivement, la phase 0 correspond à la dépolarisation de la cellule, la phase 1 au début de la repolarisation, la phase 2 à la repolarisation lente, la phase 3 à la repolarisation rapide, et la phase 4 au repos.

Dans un second temps les mécanismes servant à rétablir les différences de concentration vont se réactiver et rétablir les différences de concentration de part et d'autre de la membrane : c'est la phase de repolarisation de la cellule au cours de laquelle la cellule ne peut pas réagir à une nouvelle stimulation. C'est **la période réfractaire**.

2.2. Le fonctionnement électrique du cœur

Le cœur comprend un système de conduction électrique automatique qui assure chacun de ses battements. La contraction du muscle cardiaque est régie par une impulsion électrique qui prend sa naissance dans le nœud sinusal (ou de Keith et Flack) situé au niveau de la veine cave supérieure, dans l'oreillette droite comme illustré dans la figure 1.4. Ce nœud est constitué d'un ensemble de cellules auto-excitables qui génère un courant de dépolarisation 60 à 100 fois par minute. Ce nœud est considéré comme le "pacemaker" du cycle cardiaque.

Cette excitation électrique se propage dans les deux oreillettes induisant la systole auriculaire et arrive au nœud auriculo-ventriculaire (ou d'Achoff-Tawara) seul point de passage entre les oreillettes et les ventricules situé dans le septum inter-ventriculaire (figure 1.4).

A ce niveau, l'excitation électrique marque une courte pause avant de passer au faisceau de His et par suite au réseau de Purkinje induisant la systole ventriculaire. Cette pause est très importante pour permettre une stimulation retardée par rapport aux oreillettes ce qui permet aux ventricules d'être complètement remplis au moment de la contraction auriculaire (illustré dans la figure 1.4).

Ce système électrique explique la régularité du rythme cardiaque et assure la coordination des contractions auriculo-ventriculaires.

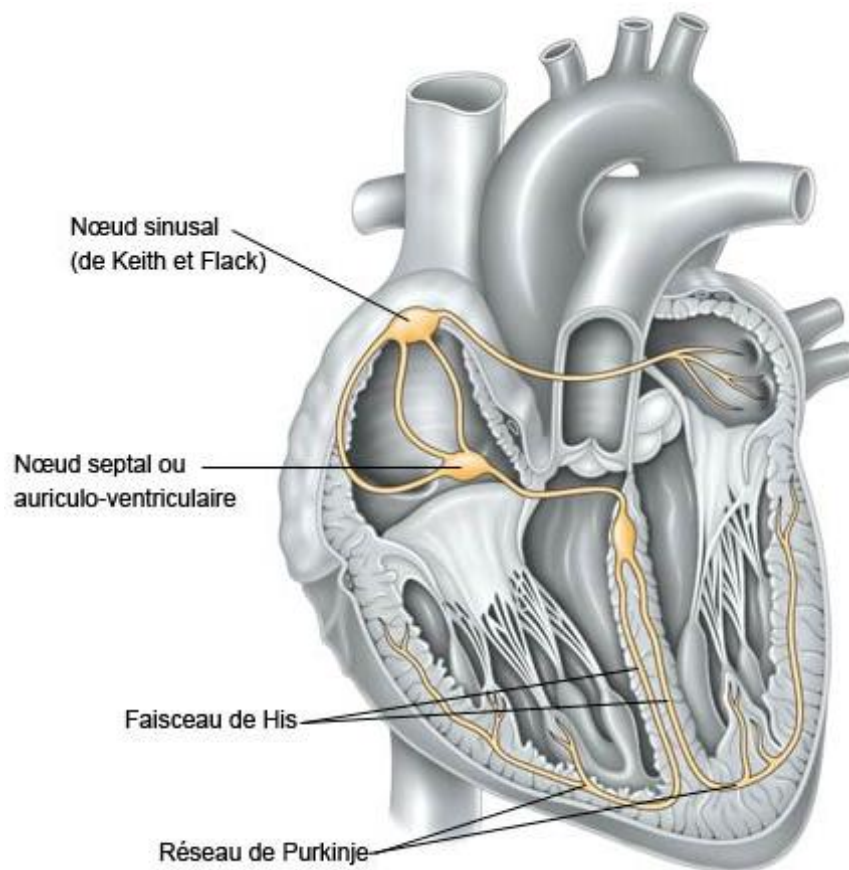


Figure 1.4 L'activité électrique du cœur
(Image extraite du site : <http://www.eurekasante.fr>)

3. L'électrocardiographie

3.1. Présentation

L'électrocardiographie est une technique relativement peu coûteuse permettant, à l'aide d'un simple examen et sans danger, de surveiller le bon fonctionnement de l'appareil cardiovasculaire.

Cette technique est née pour la première fois en 1887 avec les travaux de Waller [Wal'1893], elle est révélée à la communauté médicale par l'invention en 1901 du galvanomètre à cordes [Ein'1901] [Ein'1988], et qui a valu à son auteur, le Dr. Wilhem Einthoven, le prix Nobel de Médecine en 1924 [Aci'94]. Par la suite, l'électrocardiographie est devenue une technique incontournable et primordiale dans le domaine de cardiologie.

Le corps humain est considéré comme électriquement conducteur. Par conséquent, les potentiels d'actions générés au niveau des fibres cardiaques lors de l'activité mécanique cardiaque peuvent être recueillis par des électrodes métalliques placées sur la surface de la peau. L'enregistrement graphique de cette activité électrique du cœur est appelé signal électrocardiogramme ECG.

Les positions des électrodes utilisées pour le recueil du signal ECG sont connues par dérivations électrocardiographiques. L'ECG standard est enregistré sur 12 dérivations (six dérivations périphériques et six précordiales).

3.2. Système de Dérivations électrocardiographiques

La dérivation en électrocardiographie se définit par deux points d'observation de l'activité électrique du cœur à partir desquels on mesure une différence de potentiel électrique.

Généralement les appareils électrocardiographiques peuvent enregistrer plusieurs différences de potentiels en même temps selon l'emplacement et le nombre d'électrodes réparties sur le corps. Chaque mesure de ces potentiels correspond alors à une dérivation de l'ECG. L'emplacement de ces électrodes est choisi de manière à explorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque résultant de la contraction du myocarde.

3.2.1. Les dérivations périphériques

Les dérivations périphériques (ou dérivations des membres) permettent d'étudier l'activité électrique du cœur sur le plan frontal. Elles sont obtenues au moyen de 4 électrodes

appliquées au bras droit, au bras gauche et à la jambe gauche, l'électrode de la jambe droite étant une électrode neutre destinée à éliminer les parasites électriques.

Elles ont été déterminées par Einthoven en 1912 (Les dérivations périphériques bipolaires) et complétées par Goldberger en 1942 (Les dérivations périphériques unipolaires).

3.2.1.1. Les dérivations périphériques bipolaires

Les dérivations bipolaires (DI, DII, DIII) ont été déterminées par Einthoven [Ein'1912] au début du vingtième siècle et restent encore utilisées aujourd'hui.

Ces dérivations utilisent trois électrodes placées sur le sujet. Les électrodes sont placées sur les bras droit et gauche et sur la jambe gauche pour former un triangle (**triangle d'Einthoven**).

Ces dérivations sont dites bipolaires parce qu'elles mesurent une différence de potentiel entre deux électrodes.

Chaque côté du triangle formé par les trois électrodes représente une dérivation en utilisant une paire d'électrodes différente pour chacune des dérivations (voir figure 1.5).

Les trois dérivations sont :

- DI (dérivation I) avec $DI = V_L - V_R$
- DII (dérivation II) avec $DII = V_F - V_R$
- DIII (dérivation III) avec $DIII = V_F - V_L$

Avec : V_L le potentiel sur le bras gauche

V_R le potentiel sur le bras droit

V_F le potentiel sur la jambe gauche

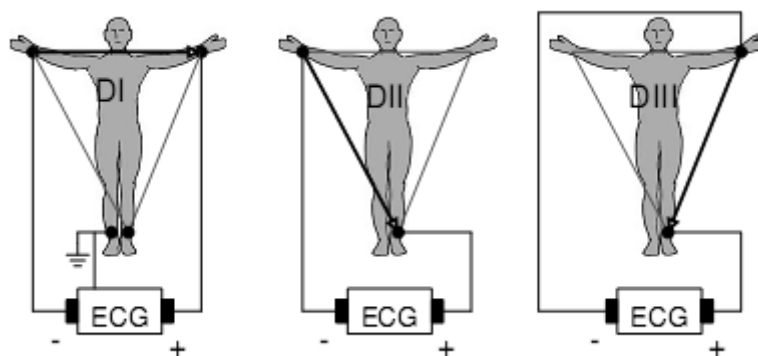


Figure 1.5 Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres.

3.2.1.2. Les dérivations périphériques unipolaires

Les dérivations unipolaires ont été introduites par Wilson (Figure 1.7.a). Dans son système, les dérivations sont obtenues entre une électrode exploratrice placée au sommet du triangle d'Einthoven et une borne centrale (électrode neutre ou indifférente, dont le potentiel est la moyenne des potentiels des trois sommets du triangle d'Einthoven). Cela a donné les dérivations unipolaires V_L , V_R et V_F . Plus tard, Goldberg [Gol'42] a modifié le système des dérivations de Wilson pour obtenir trois dérivations unipolaires augmentées, appelées aV_L , aV_R et aV_F (illustré dans la figure 1.6). La lettre a (de l'anglais augmented) désigne le fait que les nouvelles dérivations amplifient les variations de potentiel des dérivations de Wilson par un facteur de 1,5.

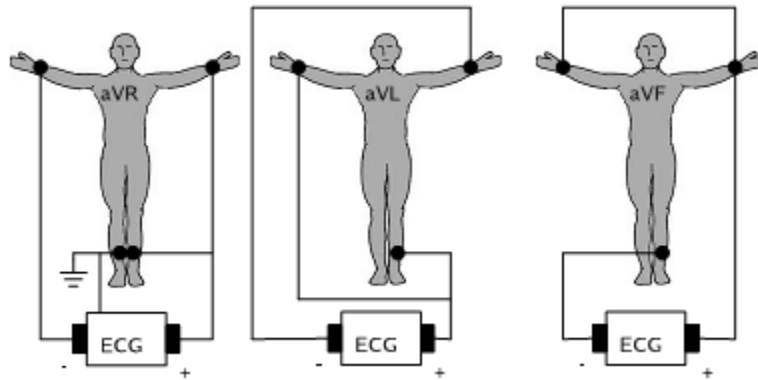


Figure 1.6 Montage de Goldberger pour l'enregistrement des dérivations unipolaires des membres

3.2.2. Les dérivations précordiales

Pour mesurer les potentiels proches du cœur, Wilson a introduit les dérivations du plan horizontal V_1 , V_2 , V_3 , V_4 , V_5 , et V_6 . Ces six dérivations sont localisées du côté gauche du thorax comme illustré dans la figure 1.7.b.

Les potentiels sont enregistrés à partir d'une électrode exploratrice (pôle positif) placée sur le thorax et l'électrode de référence (pôle négatif) connectée à la borne centrale de Wilson. Ce sont des dérivations rapprochées car l'électrode exploratrice est placée à faible distance des parois du ventricule droit et gauche.

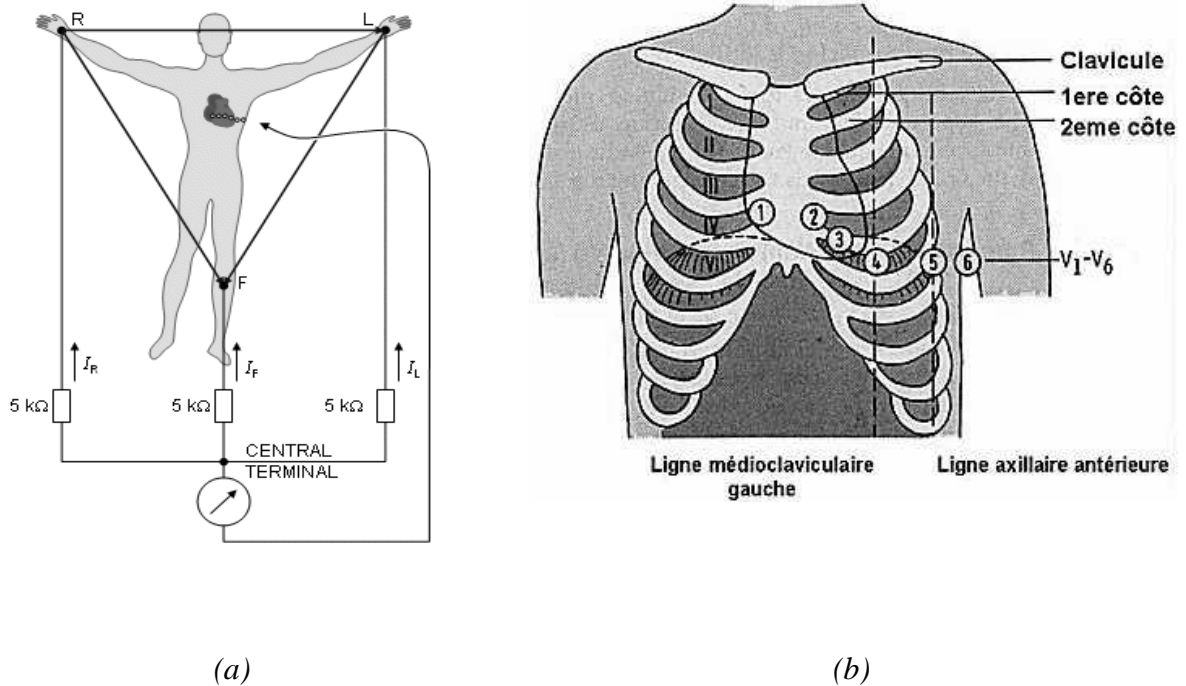


Figure 1.7 Montage de Wilson (a) et la position des électrodes précordiales (b)

3.2.2.1. Position des électrodes précordiales

- V1: 4ème espace intercostal, bord droit du sternum (ligne parasternale)
- V2: 4ème espace intercostal, bord gauche du sternum (ligne parasternale)
- V3: à mi-distance entre V2 et V4
- V4: 5ème espace intercostal, ligne médio-claviculaire gauche
- V5: à mi-distance entre V4 et V6, sur la ligne axillaire antérieure
- V6: même niveau horizontal que V4 et V5, ligne axillaire moyenne

3.3. Le signal électrocardiogramme

Comme introduit auparavant, l'électrocardiogramme ECG est obtenu à partir d'un appareil, l'électrocardiographe, qui enregistre l'activité mécanique du cœur sous forme d'un signal électrique. Ce signal électro-physiologique est recueilli par l'intermédiaire des électrodes métalliques bien placées sur la surface de la peau.

L'information enregistrée dans l'ECG se présente comme une série d'ondes électriques, aux formes et durées particulières qui se répètent à chaque cycle cardiaque.

En réalité ces ondes traduisent les différents phénomènes mécaniques relatifs au parcours du potentiel d'action de la stimulation cardiaque et dont les étapes sont successives comme illustré dans la figure 1.8.

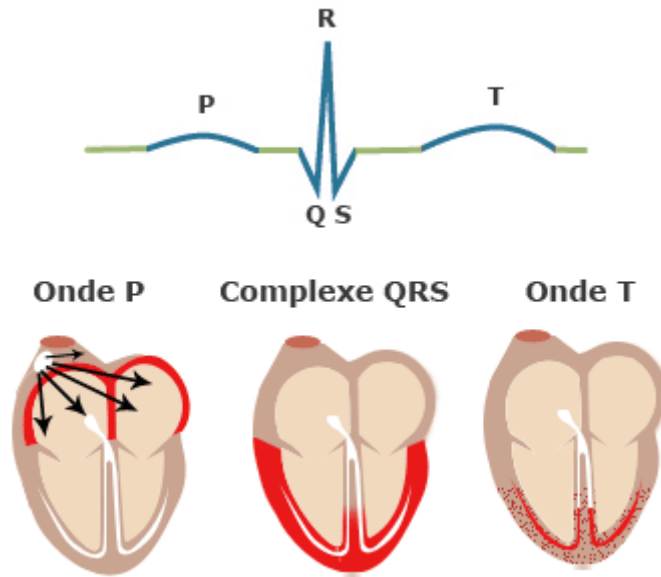


Figure 1.8 Étapes successives de dépolarisation/repolarisation du cœur qui se traduisent sur le plan électrocardiographique par différentes ondes P, QRS, et T.
 (Image extraite du site : <http://www.e-semio.uvsq.fr>)

Le paragraphe suivant décrit les différentes ondes et intervalles pour un signal ECG normal.

3.3.1. Les ondes enregistrées sur un ECG normal

La figure 1.9 montre la morphologie du signal ECG normal sur un cycle cardiaque.

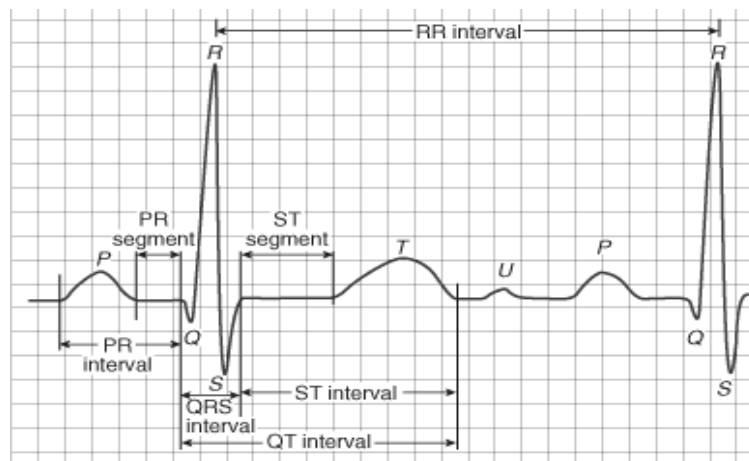


Figure.1.9. ECG normal

On observe dans un signal électrocardiographique ECG que le processus de contraction et de décontraction du myocarde se présentent comme une séquence de déflexions positives et négatives superposées à une ligne de potentiel zéro (ligne de base) qui correspond à l'absence des phénomènes cardiaques comme illustré dans la figure 1.9.

Par convention, on attribue aux ondes principales de l'ECG les lettres P, Q, R, S, T et U :

L'onde P :

C'est la première onde détectable. Elle apparaît quand l'impulsion électrique se propage à partir du nœud sinusal pour dépolariser les oreillettes (voir Figure 1.8). Sa masse musculaire relativement faible entraîne une variation de potentiel faible (moins de 0.25 mV). La progression de l'onde de dépolarisation dans les oreillettes est beaucoup plus lente que dans les ventricules. Par conséquent, la région des oreillettes autour du nœud sinusal est dépolarisée très en avance par rapport aux régions plus éloignées. Puis, le front de repolarisation prend le même sens que celui de la dépolarisation et le vecteur résultant instantané est orienté vers le nœud sinusal. Cela produit une onde de repolarisation à l'inverse de l'onde de dépolarisation P. Normalement, l'onde de repolarisation des oreillettes apparaît au moment où le complexe QRS est produit. Comme ce signal est beaucoup plus intense que le premier, l'onde de repolarisation est cachée.

Le complexe QRS :

C'est un ensemble de déflexions positives et négatives qui correspondent à la contraction des ventricules. Pour un cas normal, il a une durée inférieure à 0.12 seconde et son amplitude variable est comprise entre 5 et 20 mV.

Il est constitué de trois ondes :

- *L'onde Q* : première déflexion négative
- *L'onde R* : première déflexion positive
- *L'onde S* : déflexion négative qui suit l'onde R

Sa forme est variable selon les dérivations utilisées (emplacement des électrodes) ou une arythmie donnée.

L'onde T :

Elle correspond à la repolarisation ventriculaire. Elle est normalement de faible amplitude et ne témoigne d'aucun événement mécanique. Cette onde succède au complexe QRS après retour à la ligne isoélectrique.

L'onde U :

Dans certaines occasions, une onde, dite onde U, peut être observée après l'onde T. C'est une onde de faible amplitude et elle est visible dans certaines dérivations notamment chez les athlètes. L'onde U est souvent associée aux processus de repolarisation ventriculaire tardive, mais le mécanisme de sa genèse est encore discuté

En général, un tracé d'un électrocardiogramme normal se présente comme illustré dans la figure.1.9. La caractérisation d'un ECG concerne les durées, les amplitudes et la morphologie des ondes P, QRS et T ainsi que d'autres paramètres temporels qui sont les segments PR et ST, et les intervalles PR, QT et ST.

3.3.2. Les segments et intervalles qui caractérisent un ECG normal

En plus des différentes ondes qui sont les paramètres de base pour une bonne caractérisation d'un signal ECG, il existe un certain nombre d'intervalles et de segments qui portent des informations très utiles sur la vitesse de conduction de l'impulsion électrique dans les différentes parties du cœur.

Les intervalles et les segments les plus importants sont :

Intervalle RR :

L'intervalle RR correspond au délai entre deux dépolarisations des ventricules. C'est cet intervalle qui permet de calculer la fréquence cardiaque.

Segment PR : (pause du nœud AV)

Le segment PR correspond au délai entre la fin de la dépolarisation des oreillettes et le début de celle des ventricules. C'est le temps pendant lequel l'onde de dépolarisation est bloquée au niveau du nœud AV.

Intervalle PR : (durée de conduction auriculo-ventriculaire)

L'intervalle PR correspond à la durée de propagation de l'onde de dépolarisation du nœud sinusal jusqu'aux cellules myocardiques ventriculaires.

Intervalle QT : (durée de systole ventriculaire)

Cet intervalle correspond au temps de systole ventriculaire, qui va du début de l'excitation des ventricules jusqu'à la fin de leur relaxation.

Segment ST : (durée de stimulation complète des ventricules)

Le segment ST correspond à la phase pendant laquelle les cellules ventriculaires sont toutes dépolarisées, le segment est alors isoélectrique.

Une présentation détaillée des caractéristiques de l'ECG normal, leur interprétation physiologique ainsi que plusieurs méthodes de calcul de l'axe électrique du complexe QRS peut-être trouvée dans [Bro'98] et [Dub'04].

3.4. Le rythme cardiaque

Le rythme cardiaque est en relation à la fois du lieu de genèse de l'activité électrique du cœur et de la régularité ou non de sa propagation. Ainsi, on parle de rythme sinusal régulier lorsqu'il est :

- régulier : l'intervalle R-R est quasi-constant sur tout le tracé, avec des complexes QRS similaires
- sinusal : l'activité électrique est générée par le nœud sinusal.

L'analyse du rythme cardiaque à partir du signal électrocardiogramme est accomplie par la vérification de la régularité du rythme et de son origine qui peut être :

- *Sinusal* (du nœud sinusal : une onde P précède chaque complexe QRS)
- *Jonctionnel* (du nœud auriculo-ventriculaire : complexes QRS fins et onde P rétrograde)
- *Ventriculaire* (myocytes ventriculaires : complexe QRS élargi et sans onde P)
- *Ectopique* (issu des cellules musculaires auriculaires : onde P anormale et complexe QRS normal)
- *Artificiel* (pacemaker)

Dans le cas du pacemaker, le rythme cardiaque est imposé par un stimulateur cardiaque implanté au voisinage du cœur.

3.5. L'ECG ambulatoire (HOLTER)

L'ECG standard 12 D (douze dérivations) est l'examen le plus utilisé dans le domaine de la cardiologie. Il permet d'avoir différents points d'observation de l'activité électrique du cœur. Il porte des informations très importantes qui peuvent donner des indications au cardiologue en vue d'une identification d'une anomalie cardiaque.

Cependant, Malgré la quantité d'informations qu'un signal ECG peut fournir, il ne reflète qu'un court instant de l'activité électrique recueillie pendant les quelques secondes d'enregistrement, et dans la plupart des cas, cela suffit pour établir un diagnostic et aider à l'élaboration d'un traitement.

Mais il existe d'autres pathologies qui n'apparaissent que de manière sporadique et qui ne peuvent pas être détectées par un examen ECG standard.

Pour cette raison le Dr Norman Holter [Hol'61], biophysicien américain a inventé un système d'enregistrement ECG continu et portatif connu sous le nom de « l'appareil Holter ».

Après bien des perfectionnements et une grande miniaturisation liée aux progrès de l'électronique, le dispositif permettant « l'enregistrement Holter » (ou tout simplement « le Holter ») est maintenant d'utilisation courante. L'appareil, qui se présente sous un aspect le faisant ressembler à un baladeur audio que le patient porte en bandoulière ou en ceinture, est relié par un câble à des électrodes collées sur la poitrine du patient (voir la figure 1.10).

L'enregistrement Holter est un examen au cours duquel le signal ECG est enregistré sur une durée de 24 à 48 heures et pendant lequel le patient peut continuer à poursuivre ses activités habituelles (un examen ambulatoire). Le support de cet enregistrement a longtemps été une simple bande magnétique (cassette audio du commerce : enregistrement analogique), il est maintenant une disquette ressemblant à une carte de crédit où l'ECG est stocké sous forme numérique.

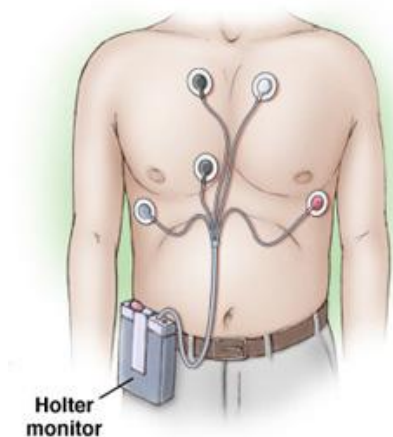


Figure 1.10 Appareil Holter

(Image extraite du site : <http://www.dralfredolopezparedes.com>)

Le principal avantage de l'enregistrement Holter par rapport à l'ECG est qu'il permet la détection d'événements sporadiques qui n'interviennent pas nécessairement au cours des quelques secondes de l'enregistrement ECG standard lorsque le patient est au repos.

En effet, parfois le patient peut présenter des signes cardiaques (douleurs, palpitations, impression de cœur battant très vite, lentement ou de façon irrégulière), cependant l'examen cardiologique standard de base (ECG 12D), effectué en dehors des périodes de symptômes, peut cependant se révéler normal. D'où l'intérêt de l'examen Holter qui peut fournir plus d'information sur le fonctionnement cardiaque sur une longue durée.

Cet examen permet de déceler de très nombreuses maladies des muscles cardiaques, notamment celles qui présentent des troubles du rythme cardiaque et de la conduction.

Le paragraphe suivant présente les différentes pathologies cardiaques et plus particulièrement celles que leurs détections nécessitent un examen Holter.

Depuis quelques temps, la communauté des cardiologues commence à envisager des enregistrements Holter de très longues durées : 1 mois par exemple, ce qui correspond à plus de 2 millions de battements enregistrés. On comprend que l'analyse d'une telle quantité d'informations n'est envisageable que parce qu'un traitement automatique des données enregistrées est aujourd'hui possible.

4. Les pathologies cardiaques

Ce paragraphe décrit très brièvement les différentes pathologies cardiaques et plus particulièrement celles susceptibles d'être repérées en utilisant un enregistrement Holter.

Notre objectif dans cette partie n'est pas d'analyser précisément les origines de ces maladies et leurs conséquences sur le fonctionnement cardiaque ni de décrire les traitements que ces pathologies nécessitent, mais simplement de mettre en relation certaines observations anormales du tracé ECG avec les pathologies les plus courantes.

Parmi les maladies les plus rencontrées, ceux qui affectent le rythme cardiaque et qui sont appelées les arythmies cardiaques. Mais avant de parler des arythmies, il est intéressant de connaître les caractéristiques du rythme normale appelé aussi rythme sinusal.

4.1. Rythme sinusal

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

Le rythme sinusal est caractérisé par un rythme cardiaque régulier, normalement compris entre 60 et 80 / minute chez l'adulte au repos. Il se caractérise sur l'ECG par une succession d'ondes P, suivie de ventriculogramme (activité ventriculaire (le complexe QRS et l'onde T)).

Comme illustré dans la figure 1.11

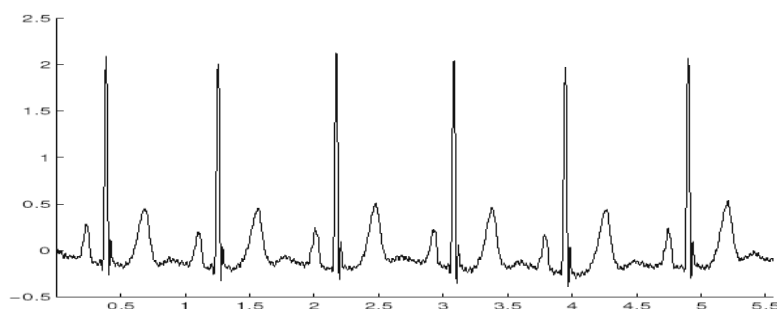


Figure 1.11. Le rythme sinusal

4.2. Les arythmies cardiaques

Pour un sujet normal, chaque battement du cœur propulsant le sang dans les artères (la phase systolique) est déclenché par une impulsion électrique. Cette excitation est générée par un groupe de cellules cardiaques de nature différente, appelé le nœud sinusal, situé dans l'oreillette droite.

L'arythmie survient lorsque l'excitation électrique naît ailleurs que dans le nœud sinusal, dans le nœud atrio-ventriculaire ou les ventricules par exemple, ou que l'impulsion électrique ne suit plus les chemins de propagation normales.

4.2.1. Types d'arythmies courantes

Au repos, le cœur effectue normalement entre 60 et 80 battements à la minute (c'est ce qu'on appelle le pouls ou les pulsations cardiaques). Une accélération (tachycardie), un ralentissement (bradycardie) ou un changement du rythme cardiaque (rythme irrégulier) sont les formes d'arythmie.

L'arythmie s'accompagne parfois de palpitations. Les palpitations ne sont pas un trouble du rythme cardiaque, mais tout simplement le fait de sentir les battements du cœur. Cela se produit le plus souvent lorsque le pouls bat trop vite ou de façon irrégulière. Par ailleurs, il peut y avoir une arythmie sans que le patient sent des palpitations (on ne sait donc pas que le cœur bat de façon anormale). Il existe différentes formes d'arythmie, dont voici les principales :

L'extrasystole :

L'extrasystole est un battement cardiaque prématuré ou un surplus qui est ressenti comme un battement erratique ou manquant, comme si le cœur sautait un tour. C'est l'arythmie la plus fréquente. Nombreuses sont les personnes qui ont des extrasystoles et qu'elles ne perçoivent même pas. Si celles-ci ne s'accompagnent pas d'autres symptômes, ce qui constitue la majorité des cas, cette anomalie est bénigne et peut se produire dans un cœur sain. Il arrive parfois que l'extrasystole s'accompagne d'un bref étourdissement, mais c'est sans gravité.

Le flutter atrial (auriculaire) :

Dans le flutter atrial, la dépolarisation anormale parcourt sans cesse un chemin en boucle dans l'oreillette droite (remontant généralement le long du septum inter auriculaire, descendant sur la paroi externe de l'oreillette droite, l'oreillette gauche étant dépolarisée secondairement). La fréquence de rotation est de 300 bat/min. La dépolarisation va donc se présenter à l'entrée du nœud auriculo-ventriculaire 300 fois par minute et ne franchira la jonction vers les ventricules qu'une fois sur deux ou sur trois, voire moins. La fréquence des ventricules sera de ce fait un sous-multiple de 300 bat/min. Cette activité continue des oreillettes s'inscrit sur l'ECG par des ondes auriculaires très caractéristiques appelées ondes F : elles ont un aspect en dents de scie en D2, D3 et aV_F (voir figure 1.12)

Notons que, dans ce type de pathologie, il existe un risque majeur pour la santé du patient, en raison de la possibilité de génération d'emboles, dus aux turbulences dans le flux sanguin au niveau des oreillettes

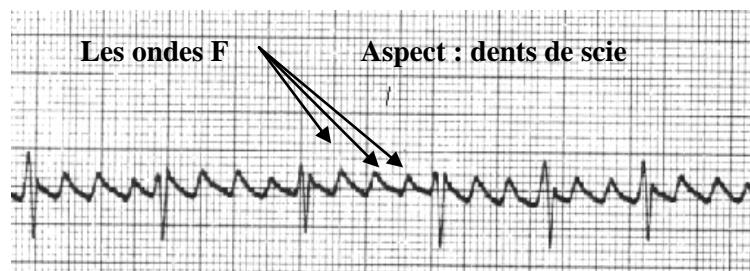


Figure 1.12 flutter auriculaire. Les ondes P sont remplacées par une succession d'ondes appelées F qui ont l'aspect de dents de scie

La fibrillation atriale (Fibrillation auriculaire)

La fibrillation atriale est une arythmie supra ventriculaire sans aucune organisation. La dépolarisation est fractionnée en une multitude de fronts de directions et d'amplitudes différentes, réalisant une activité électrique au niveau des oreillettes totalement désordonnée. Cette activité, le plus souvent soutenue, ne laisse au myocarde auriculaire aucun « repos » électrique. Elle se traduit sur l'ECG par la disparition des ondes auriculaires organisées au profit d'une activité continue ressemblant à une sorte de sinusoïde irrégulière. La fréquence de dépolarisation est variable d'un point à l'autre au sein des oreillettes, mais de toutes façons le plus souvent très élevée. De multiples fronts de dépolarisation se présentent ainsi au niveau du nœud auriculo ventriculaire qui remplit son rôle de « filtre » en ne laissant passer de façon aléatoire que quelques fronts, la fréquence des ventricules devenant complètement irrégulière, généralement entre 90 et 140/min en fonction de l'état de perméabilité du nœud.

L'absence des systoles auriculaires n'est pas grave en soi, mais elle est cependant responsable d'une baisse significative de l'efficacité cardiaque à deux niveaux : d'une part, parce que le cœur ne bénéficie pas de la systole auriculaire qui assure une partie du remplissage sanguin des ventricules, et, d'autre part, parce que le rythme moyen est généralement supérieur à 100 bat/min et peut atteindre 200 bat/min. Le risque majeur lié à cette pathologie est celui du flutter, c'est-à-dire de l'envoi possible, dans la circulation, d'embolies formées au niveau des oreillettes (particulièrement préjudiciables s'il s'agit de l'oreillette gauche, puisque le ventricule gauche envoie le sang dans la circulation générale, et en priorité vers le cœur et le cerveau). Ce risque est relativement faible lorsqu'une FA est permanente, tandis qu'il est augmenté lors d'épisodes de FA sur fond sinusal (FA paroxystique), surtout lors du passage d'un rythme à l'autre.

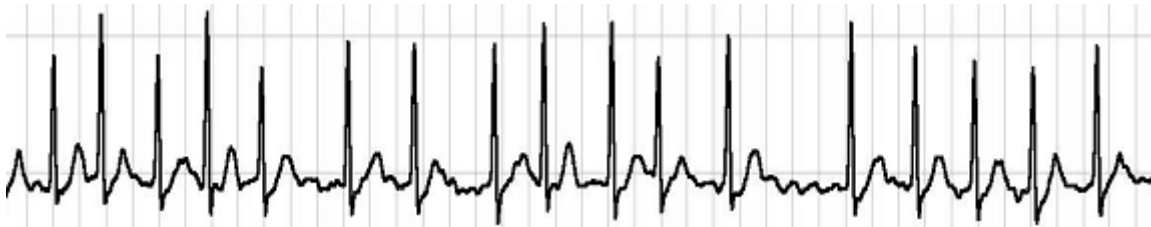


Figure 1.13 Fibrillation auriculaire

La tachycardie supra-ventriculaire (auriculaire ou jonctionnelle)

La tachycardie auriculaire peut avoir pour origine un foyer ectopique, une boucle de stimulation (flutter) ou une voie qui court-circuite la voie AV, dite voie accessoire, avec réentrée par le nœud AV

Dans le cas d'un foyer ectopique, il s'agit d'un groupe de cellules situées dans les oreillettes, qui se dépolarisent spontanément et plus rapidement que le sinus, prenant ainsi sa place. La dépolarisation des oreillettes n'étant pas d'origine sinusale, la propagation de l'influx nerveux diffère de celle qui a pour origine le sinus, et l'on observe une onde P de forme inhabituelle.

La fréquence typique de décharge de ce type de foyer est comprise entre 120 et 200, en absence de problèmes de conduction AV, les ventricules sont entraînés au même rythme.

La décharge régulière d'un foyer ectopique localisé dans le nœud AV peut aussi être la cause d'une tachycardie, appelée tachycardie jonctionnelle (nodale), dans ce cas, la fréquence des battements peut atteindre 250 bat/min. Contrairement à la tachycardie auriculaire, aucune onde P ne précède les complexes QRS, car il n'y a pas d'activité auriculaire avant le battement (il peut y avoir une activité auriculaire rétrograde dont la trace sur l'ECG est noyée dans le complexe QRS).

Le principal risque de ce type de pathologie est le manque d'efficacité des ventricules qui, contraints de se contracter très fréquemment, n'ont pas le temps de se remplir correctement de sang : l'alimentation du corps en oxygène peut en être altérée.

La fibrillation ventriculaire

C'est l'équivalent physiologique de la fibrillation auriculaire, mais elle correspond aux ventricules. Les ventricules se déchargent alors de manière totalement désynchronisée, et il n'y a plus de systole cardiaque. L'ECG enregistre une activité ventriculaire rapide irrégulière, anarchique, prenant un aspect oscillatoire. (voir figure 1.14).

Une fibrillation ventriculaire constitue donc une arythmie particulièrement grave, puisqu'elle est une menace de mort subite, en effet le cœur n'assure plus du tout son travail de pompe, le sang ne circule plus, ce qui conduit à une asphyxie de tous les tissus du corps, dont le myocarde lui-même. Sans une intervention (défibrillation) immédiate, susceptible de re-synchroniser la dépolarisation des cellules du myocarde et faire ainsi « repartir » le mouvement cardiaque, la mort s'ensuit. Les personnes qui présentent de tels risques peuvent aujourd'hui bénéficier de l'implantation d'un défibrillateur : placé au niveau du thorax, comme un pacemaker, il est muni d'une sonde qui peut détecter l'anomalie rythmique et conduire l'appareil à délivrer une forte décharge électrique.

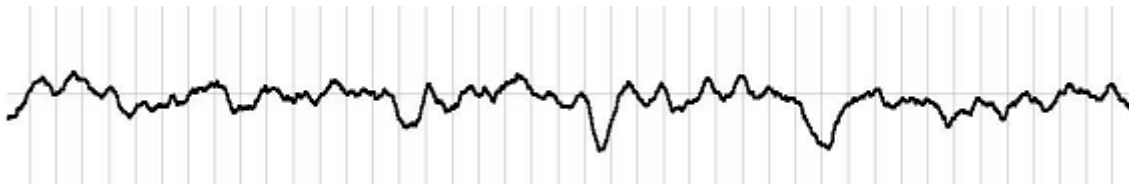


Figure 1.14 Fibrillation ventriculaire

La tachycardie ventriculaire

La tachycardie ventriculaire a pour origine un ou plusieurs foyer(s) ectopique(s) ventriculaire(s) (qui se dépolarisent à tour de rôle). Les battements ont donc la forme d'extrasystoles ventriculaires très rapprochées (Figure 1.15). Ce type de rythme est dangereux à cause de sa possible évolution en fibrillation ventriculaire qui, elle, conduit au décès du patient si elle n'est pas traitée à l'aide d'un défibrillateur dans les quelques minutes qui suivent son apparition.

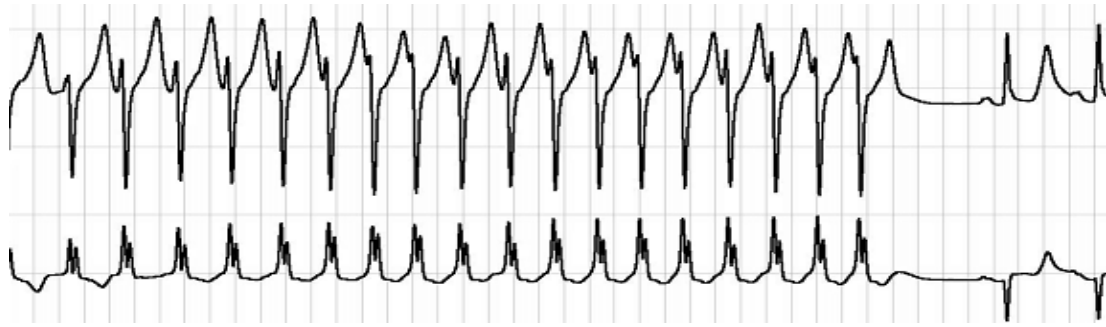


Figure 1.15 Tachycardie ventriculaire (TV)

4.2. Les Blocs

Les blocs cardiaques sont dus à une rupture de conduction de l'impulsion électrique dans les cellules cardiaques. Ces ruptures peuvent être :

Ralentissantes : allongement du temps de parcours,

Intermittentes : le blocage de la conduction se fait aléatoirement

Complète : aucune conduction.

Au niveau des voies de conduction rapide de l'influx nerveux dans le cœur, il existe essentiellement trois types de « blocs » classés suivant leurs localisations (Figure 12): le *bloc sino-auriculaire* (SA) situé entre le sinus et les oreillettes, le *bloc auriculo-ventriculaire* (AV) entre les oreillettes et les ventricules, et le *bloc de branche* (*droit et/ou gauche*) au niveau de la transmission à chacun des deux ventricules ; ce sont surtout les deux premiers (blocs SA et AV) qui sont susceptibles d'entraîner des troubles du rythme.

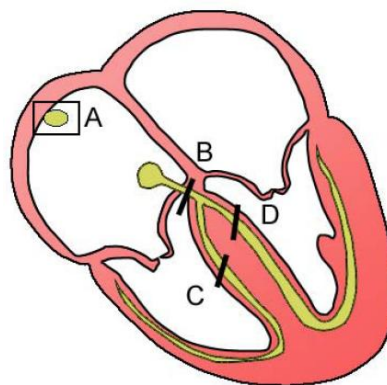


Figure 1.16. Localisation des blocs, A : bloc sino-auriculaire, B : bloc auriculo-ventriculaire, C : bloc de branche gauche et D : bloc de branche droit.

Bloc sino-auriculaire

Dans le cas du bloc SA, l'impulsion électrique issue du sinus n'est pas transmise aux oreillettes ; les muscles auriculaires et ventriculaires ne se contractent donc pas. Sur l'ECG,

on observe l'absence d'un battement là où régulièrement il devrait y en avoir un. De plus, si le bloc est bien installé, il est possible que plusieurs impulsions du sinus ne soient pas transmises, dans un tel cas, on observe souvent la prise de relais par un ou des pacemakers de réserve (foyers ectopiques).

Bloc auriculo-ventriculaire

Dans le cas d'un bloc AV, l'influx se propage correctement au niveau des oreillettes mais n'est pas transmis aux ventricules : la contraction des oreillettes n'est donc pas suivie de la contraction des ventricules. Ce type de bloc est habituellement caractérisé par son degré de sévérité :

Un bloc AV d'ordre I correspond à l'allongement de la distance PR, c'est-à-dire que la conduction entre les oreillettes et les ventricules s'effectue difficilement, lentement, mais n'est pas absente. Chaque onde P est donc suivie d'un complexe QRS ; le rythme est régulier.

Un bloc AV d'ordre II bloque certaines impulsions issues des oreillettes, qui ne donnent alors pas naissance à des contractions ventriculaires (Figure 1.17) ; le tracé ECG présente de temps en temps des ondes P isolées, non suivies de complexes QRS.

Un bloc AV d'ordre III correspond à l'absence totale de conduction entre les oreillettes et les ventricules. Les activités de ces deux parties du coeur, habituellement corrélées, sont, dans ce cas, totalement indépendantes. Le sinus continue à assurer la régularité des battements auriculaires, mais l'absence de transmission de l'influx auriculaire vers les ventricules conduit un foyer ectopique, au niveau du noeud jonctionnel (AV) ou au niveau ventriculaire, à prendre la commande des ventricules, ce qui, selon les cas, peut introduire un rythme régulier ou non, mais assurément plus lent que le rythme sinusal.



Figure 1.17. Bloc AV d'ordre II. Le rythme est sinusal, seule une onde P (contraction auriculaire) n'est pas suivie d'une systole ventriculaire, ce qui signe un bloc AV d'ordre II. Le rythme apparaît donc localement irrégulier.

Les irrégularités du rythme sont donc principalement observables durant les blocs AV I et AVII, et surtout lors d'une situation intermédiaire où l'on repère une période dite de Wenckebach, qui correspond à un allongement périodique de la distance PR aboutissant à une onde P non conduite, suivie d'une onde P conduite, etc. Cette pathologie introduit ainsi une irrégularité régulière du rythme.

Blocs de branche

Anatomiquement, la conduction auriculo-ventriculaire, après avoir été filtrée par le noeud de Tawara, emprunte le tronc du faisceau de His qui se divise en 2 branches : une branche droite vers le ventricule droit et une branche gauche vers le ventricule gauche elle-même se divisant en 2 branches soit l'hémibranche antérieure et l'hémibranche postérieure. Ces branches se terminent par de multiples ramifications appelées réseau de Purkinje.

On appelle bloc de branche un simple ralentissement ou un blocage complet de la conduction dans une de ces branches. Cette anomalie de conduction entraîne donc un retard de dépolarisation du ventricule, d'ou l'élargissement du QRS.

On distingue classiquement :

Les blocs de branche droits

L'interruption de la conduction siège au niveau de la branche droite alors la transmission de l'influx se fait normalement à travers la branche gauche, le ventricule droit est ainsi activé de façon retardée et anormale.

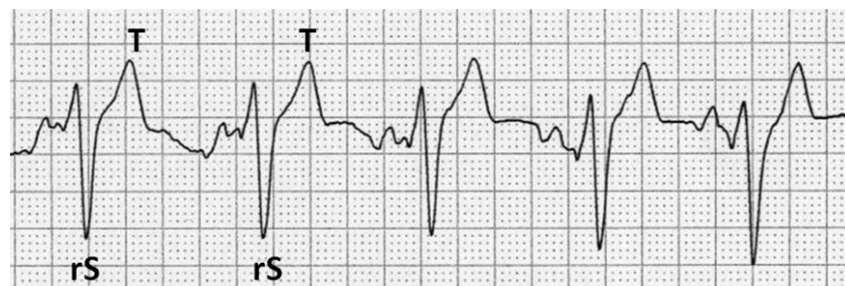


Figure 1.18 Bloc de branche droit

Les blocs de branche gauches

Le trouble de conduction porte ici sur la branche gauche alors que la branche droite est saine, c'est le ventricule gauche qui présente un retard d'activation, celle-ci se faisant à partir du ventricule droit qui est normalement activé.



Figure.1.19 Bloc de branche gauche

Il est à noter que dans ce travail nous nous sommes intéressés à la détection automatique des extrasystoles dans les signaux ECG de longue durée (Holter) car c'est les battements les plus présents dans la base de signaux (MIT-BIH), utilisée pour la validation des résultats de ce travail. Pour cette raison, il est important de s'intéresser plus en détails à ces types d'arythmies.

4.3. Les extrasystoles

Lorsque l'impulsion électrique apparaît ailleurs que dans le nœud sinusal, la contraction cardiaque qui en résulte ne suit plus un rythme normal. Le battement supplémentaire qu'elle provoque se nomme **extrasystole**, par opposition à la contraction normale nommée **systole**.

Nous avons vu que la séquence normale d'activation du cœur comprend tout d'abord une activation des oreillettes, ensuite la contraction des grands muscles cardiaques des ventricules. Une extrasystole perturbe cette séquence. Souvent, elle est suivie d'une pause compensatrice ressentie comme une sorte d'interruption. Certaines extrasystoles peuvent apparaître chez n'importe quelle personne bien portante, ce n'est que si elles se manifestent fréquemment qu'on peut parler d'arythmie [Fis'02].

Selon la cavité cardiaque où a lieu la contraction prématurée des cellules cardiaques (oreillette, ventricule cardiaque ou jonction entre ces deux cavités), on parlera d'extrasystoles auriculaires (ESA), d'extrasystoles ventriculaires (ESV) ou d'extrasystoles jonctionnelles (voir figure 1.20). Les extrasystoles auriculaires et jonctionnelles, d'aspect et de causes proches, sont reliés sous le vocabulaire extrasystoles supra-ventriculaires.

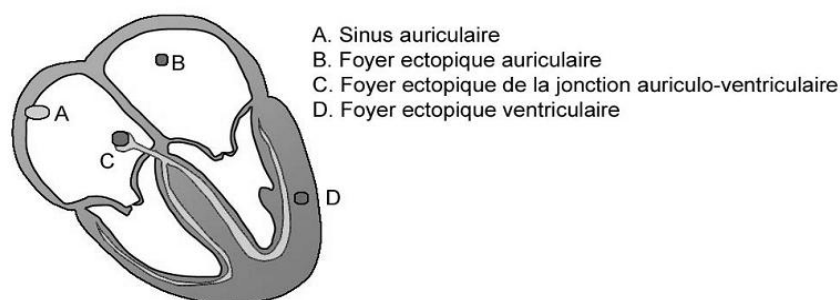


Figure.1.20. Emplacement des foyers ectopiques.

4.3.1. L'extrasystole ventriculaire (ESV)

Les extrasystoles ventriculaires s'observent sur quasiment tous les enregistrements, principalement en période de récupération après un effort. Bien que leur présence n'indique aucune pathologie particulière, si, de façon récurrente, leur nombre par minute est supérieur à 6, elles peuvent être un signe précurseur d'une tachycardie ventriculaire (déjà vu dans la section précédente), qui elle constitue une pathologie majeure très dangereuse.

Contrairement aux battements normaux qui ont pour origine la dépolarisation des cellules sinusales (voir le paragraphe 2.2. Fonctionnement électrique du coeur), l'ESV naît de la dépolarisation spontanée d'un petit groupe de cellules ventriculaires, appelé alors foyer ectopique (voir figure.1.20). L'impulsion électrique créée n'emprunte pas la voie normale de conduction (faisceau de His), et se propage donc plus lentement dans les ventricules. La contraction ventriculaire ainsi étalée dans le temps perd de son efficacité.

Le tracé d'un battement ESV est caractérisé par deux propriétés : l'onde R n'est pas précédée d'une onde P, puisqu'il n'y a pas eu d'activité auriculaire préalable, et la durée du complexe est supérieure à la durée d'un complexe QRS normal (voir figure1.21). Les ESV étant fréquemment suivies d'un repos compensatoire, sorte de temps de récupération, elles introduisent en général une distorsion du rythme cardiaque.

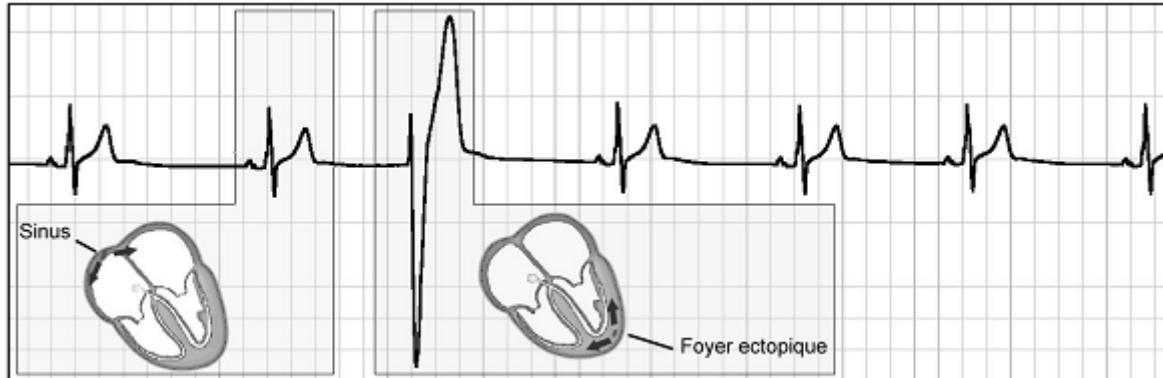


Figure.1.21. Extrasystole ventriculaire (ESV)

Il est à noter qu'on parle de doublet (2 ESV de suite), de triplet (3 ESV de suite); au-delà il s'agit d'une salve de tachycardie ventriculaire.

Les ESV peuvent être bigémées (on retrouve 1 ESV après chaque systole sinusale) ou trigémées (1 ESV tous les 2 complexes sinusaux)

La gravité d'une extrasystole ventriculaire est dépendante du nombre d'extrasystoles, de leur précocité de survenue et de l'existence ou pas de répétition. Leur morphologie est également importante à prendre en compte. En effet, selon qu'elles sont répétitives, qu'il existe ou pas un

ou plusieurs foyers d'excitabilité électrique ventriculaire, les extrasystoles ventriculaires seront plus ou moins graves.

Les extrasystoles ventriculaires, par rapport aux extrasystoles auriculaires ou jonctionnelles, nécessitent une prise en charge thérapeutiquement en service spécialisé (cardiologie). En effet elles s'accompagnent souvent d'une affection cardiaque (leur survenue sur un cœur non pathologique c'est-à-dire non malade est rare). Selon l'affection en cause le traitement n'est pas le même. Ainsi, au cours de l'infarctus du myocarde les extrasystoles sont susceptibles survenir de façon répétitive, entraînant alors une tachycardie ventriculaire susceptible d'évoluer vers une fibrillation ventriculaire (inefficacité des battements cardiaques) et vers le décès du patient quand aucune prise en charge thérapeutique en service de réanimation n'est effectuée (défibrillation par un choc électrique externe).

4.3.2. L'extrasystole supra-ventriculaire (ESsV)

Les extrasystoles supra-ventriculaires (ESsV) sont des battements prématurés dont le point de départ se situe à l'étage supra-ventriculaire ailleurs qu'au niveau du noeud sinusal. L'activation des ventricules se fait par les voies normales de conduction à l'étage ventriculaire et les deux ventricules sont dépolarisés simultanément, Les QRS sont donc fins (inférieur à 0.12 sec).

Selon l'origine de l'excitation électrique, elle est dite auriculaire (oreillettes) ou jonctionnelles (noeud atrio-ventriculaire).

Les extrasystoles auriculaires se caractérisent par la présence de l'onde P avant chaque complexe QRS, elle diffère des ondes P habituelle d'origine sinusale (voir figure 1.22).

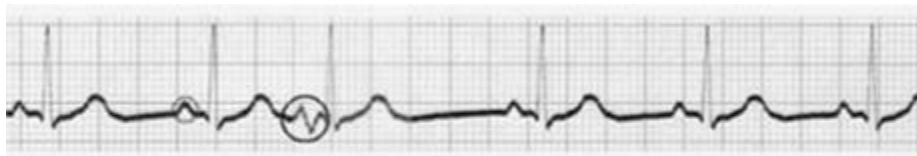


Figure.1.22. Extrasystole auriculaire

Il est à noter que dans certains cas l'onde P extra systolique peut être également isolée, non suivie d'un QRS, car une grande prématurité de l'extrasystole atteignant trop précocement le noeud AV ne peut le franchir (extrasystole auriculaire bloquée (ESAb) illustrée dans la figure.1.23)



Figure.1.23 Extrasystole auriculaire bloquée, Ce type de battement se caractérise par une onde P prématurée non suivi d'un complexe QRS

Tandis que pour les extrasystoles jonctionnelles, les ondes P sont absentes le plus souvent ou elles se produisent après le complexe QRS. (Voir figure 1.24)

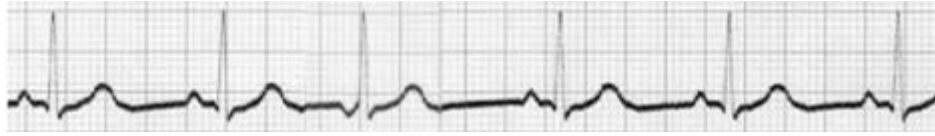


Figure.1.24 Extrasystole jonctionnelle

Les extrasystoles supra-ventriculaires sont généralement bénignes essentiellement quand elles sont peu nombreuses, et qu'elles surviennent sur un cœur ne présentant aucune pathologie.

À l'opposé, quand les ESsV sont nombreuses elles nécessitent une prise en charge thérapeutique essentiellement quand le patient présente en plus une affection cardiovasculaire. Elles sont susceptibles d'évoluer vers une fibrillation auriculaire (inefficacité des battements des oreillettes cardiaques), ainsi le patient doit être pris en charge étant donné le risque évolutif.

Conclusion :

Malgré une forte évolution technologique dans le domaine de l'instrumentation médicale, l'électrocardiographie reste un examen indispensable en cardiologie depuis de longues années.

Cette technique permet de faire un monitoring de l'activité électrique du myocarde depuis l'extérieur du corps. Ceci est achevé par l'utilisation des électrodes collées à la surface de la peau pour récupérer un signal sous forme électrique appelé signal électrocardiogramme ECG. L'étude menée dans ce premier chapitre sur l'anatomie cardiaque ainsi que les propriétés électrophysiologiques des cellules cardiaques ont permis de mieux comprendre la nature et l'origine de ce signal ECG.

L'analyse des enregistrements continus du signal électrocardiogramme de longue durée (24 à 48 heures) (Holter) permet de diagnostiquer un grand nombre de pathologies cardiaques, parmi lesquelles celles qui surviennent de manière sporadique comme les extrasystoles ventriculaires et supra-ventriculaires ainsi que les blocs de branche droits et gauches.

Une analyse automatique de ces battements anormaux est très souhaitable par les médecins à cause de la grande quantité de battements récupérés lors d'un examen Holter.

Le chapitre suivant présente une technique très utilisée dans le domaine du traitement de signal qui est la transformée de ondelettes. Cette technique est très appliquée sur les signaux électrophysiologiques vu leur caractéristiques statistiques aléatoires.

Chapitre II

Théorie des ondelettes

Introduction

Le concept des ondelettes a commencé véritablement durant les années 1980, notamment par les travaux de Morlet, Meyer, Daubechies et Mallat. L'appropriation des résultats des travaux obtenus par ces mathématiciens par différents ingénieurs et chercheurs en quête de nouvelles méthodes de traitement des signaux toujours plus efficaces a permis la conception et l'amélioration de nombreuses applications basées sur les ondelettes et dont plusieurs seront destinées à l'analyse des signaux biomédicaux.

Dans ce deuxième chapitre, Nous proposons un tour d'horizon sur la théorie des ondelettes avec ses deux transformées continue et discrète, ainsi qu'un état de l'art sur l'application de cet outil pour l'analyse du signal électrocardiogramme.

2.1. Représentation temps-fréquence : de Fourier aux ondelettes

Afin de pouvoir extraire certains paramètres d'intérêt cliniques, on fait appel souvent aux différentes techniques du traitement numériques du signal tel que la transformée de Fourier (équation 2.1). Cette dernière est toujours considérée comme un outil mathématique très puissant pour analyser le comportement fréquentiel des signaux électrophysiologiques. Elle permet d'explorer la composition fréquentielle du signal et par ses propriétés de lui appliquer des opérateurs de filtrage.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (2.1)$$

Mathématiquement, la transformée de Fourier consiste à décomposer le signal sur un ensemble des fonctions de base que sont les cosinus, les sinus ou l'exponentielle imaginaire. Elle permet de représenter comment l'énergie d'un signal est distribuée en fonction de la fréquence.

Malheureusement, il est apparu que cette décomposition de Fourier n'était pas toujours satisfaisante puisqu'elle permet de fournir seulement les composants fréquentiels présentes dans le signal analysé sans indication sur les instants de leurs apparitions. Ceci la rend moins performante pour le traitement des signaux non stationnaires tel que les signaux électrophysiologiques comme le signal électrocardiogramme.

Cet inconvénient majeur de la transformée de Fourier donne naissance à d'autres techniques qui se fondent soit sur une analyse temps-fréquence, et la première idée qui vient naturellement à l'esprit est de limiter le domaine d'intégration temporel à l'aide d'une fonction "fenêtre" que l'on pourra glisser pour localiser l'information dans le signal, on

obtient ainsi la transformée de Fourier à fenêtres glissantes ou la transformée de Fourier à court terme TFCT (équation 2.2).

$$X(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)g(t - \tau)e^{-j2\pi ft} dt \quad (2.2)$$

Où x est le signal à analyser et g une fonction "fenêtre" appropriée centrée sur τ .

Cependant, la TFCT présente un inconvénient important. Le fait de restreindre la durée de la fenêtre l'observation à une durée Δt finie, crée dans le spectre de Fourier, des composantes qui ne sont pas représentatives du contenu fréquentiel du signal que l'on cherche à analyser.

D'après le principe de Heisenberg (équation 2.3) aucun signal ne peut être simultanément localisé en temps et en fréquence.

$$\Delta t \cdot \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} \quad (2.3)$$

Le choix d'une fenêtre étroite permet d'avoir une bonne résolution temporelle tandis qu'une fenêtre temporelle large conduit à une bonne résolution fréquentielle. Malheureusement, une fois la fenêtre est choisie, sa taille est fixe et par conséquent la résolution temporelle et fréquentielle sont à leur tour définitivement fixées [Mal'00].

La figure 2.1 montre que l'espace de représentation, appelé plan temps-fréquence, est donc pavé de cellules élémentaires fixes dont la taille ne varie ni avec le temps ni avec la fréquence.

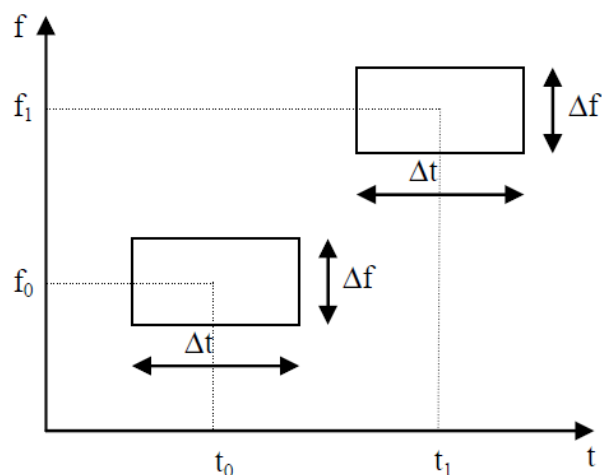


Figure 2.1 Pavage temps-fréquence pour la transformée de Fourier à fenêtre glissante.

Par contre, pour une bonne représentation temps-fréquence du signal étudié, nous souhaitons une résolution temporelle élevée (Δt petit) pour les hautes fréquences, ainsi qu'une résolution temporelle faible (Δt grand) pour les fréquences plus basses.

Or, Cette approche n'est pas pleinement satisfaisante à cause du choix de la fenêtre utilisée (Hanning, Hamming, Gauss, ...) et plus précisément du choix de sa largeur qui va compromettre la notion de résolution (temporelle et fréquentielle) et de stationnarité du signal. Si nous employons une fenêtre de longueur infinie, nous obtenons la TF qui donne la résolution parfaite de fréquence, mais aucune information du temps. En outre, afin d'obtenir une stationnarité, nous devons avoir une fenêtre assez étroite, dans laquelle le signal est stationnaire [Mal'00] .

Cette exigence n'est pas facile à satisfaire lors de l'utilisation de la transformée de Fourier par fenêtres glissantes TFCT. Par conséquent, la transformée en ondelettes s'est rapidement imposée comme un outil de base pour les représentations temps-fréquence pour surmonter ces inconvénients.

2.2. Les ondelettes

La transformée en ondelettes a été développée comme une approche alternative à la transformée de Fourier à court terme TFCT pour surmonter le problème des résolutions temporelle et fréquentielle d'un côté, et la non-stationnarité des signaux de l'autre côté [Mal'00] .

La transformée en ondelette remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par une famille de translations et dilatations d'une même fonction, l'ondelette. Les paramètres de translation et de dilatation permettent de localiser l'information dans un signal en le représentant à différents niveaux de détails allant d'une approximation grossière et globale à des représentations plus précises et plus localisées [Mis'03].

En effet, la transformée en ondelette est considéré comme un microscope mathématique qui découpe le signal analysé en composantes fréquentielles suivant une résolution adaptée à l'échelle.

La principale caractéristique d'une fonction ondelette est son support compact, c'est-à-dire que la fonction d'ondelette est limitée à la fois dans les domaines du temps et de la fréquence. La fonction est donc considérée comme nulle à l'extérieur de ce support, bien qu'il soit possible d'utiliser comme ondelette une fonction qui est négligeable mais pas tout à fait nulle en dehors du support; celui-ci est alors dit effectif compact [Mal'00] .

Cette caractéristique est très importante puisque elle a pour effet sur le résultat de la transformée en ondelette d'un signal est bien localisé en temps et en fréquence.

2.2.1. Définitions

Soit ψ une fonction choisie suffisamment régulière et bien localisée. Cette fonction ψ est appelée ondelette si elle vérifie la condition d'admissibilité suivante [Mal'00] :

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty \quad (2.4)$$

Où Ψ désigne la transformée de Fourier de ψ .

La condition d'admissibilité implique en outre que la transformée de Fourier de l'ondelette à la fréquence nulle ($\omega = 0$) doit être nulle. Soit,

$$\Psi(\omega)|_{\omega=0} = 0 \quad (2.5)$$

Ceci suppose, en particulier, deux conséquences importantes :

- la première est que les ondelettes doivent posséder un spectre de type passe-bande,
- la seconde apparaît en réécrivant l'équation (2.5) de façon équivalente sous la forme :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) dt = 0 \quad (2.6)$$

Et montre que l'ondelette doit être à moyenne nulle.

C'est une condition suffisante d'admissibilité beaucoup plus simple à vérifier.

Cette condition d'admissibilité est très importante, puisqu'elle permet de garantir la conservation de l'énergie lors de la transformation (c'est-à-dire qu'aucune information n'est perdue lors de la transformation, donc qu'il est possible de reconstruire le signal à partir de sa transformée).

L'ondelette est une fonction à largeur temporelle finie (fenêtre temporelle) possédant un caractère oscillatoire. On est donc bien en présence d'une petite onde : une ondelette.

Cette condition minimale est souvent renforcée en exigeant que l'ondelette ait $(m+1)$ moments nuls, c'est-à-dire, vérifie l'équation :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^k \Psi(t) dt = 0 \quad \text{pour } k = 0, \dots, m. \quad (2.7)$$

Pour fixer les idées, disons qu'une ondelette oscille, pendant un certain temps, comme une onde et se localise grâce à un amortissement.

L'oscillation d'une ondelette se mesure par le nombre de moments nuls qui nous indiquent que l'information du signal peut être concentrée dans quelques coefficients d'ondelettes, cet aspect est utile dans la compression et la détection des singularités [Mal'00] .

A partir de cette unique ondelette ψ (appelée ondelette mère), on construit par translation et dilatation, une famille de fonctions qui sont les atomes de base (souvent appelées ondelettes filles), elles sont de forme constante, mais de taille variable (Figure 2.2 et figure 2.3) :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.8)$$

Avec :

$a \in \mathbb{R}^{+*}$: Facteur d'échelle (paramètre de dilatation).

$b \in \mathbb{R}$: Paramètre de translation.

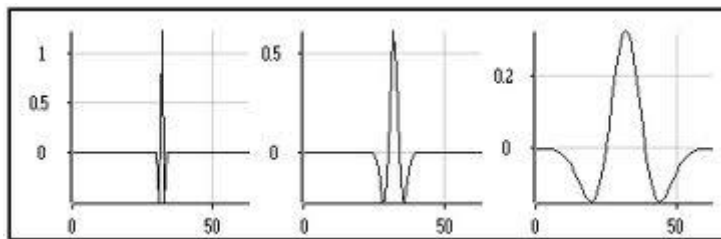


Figure 2.2. Ondelette avec différents facteurs d'échelles

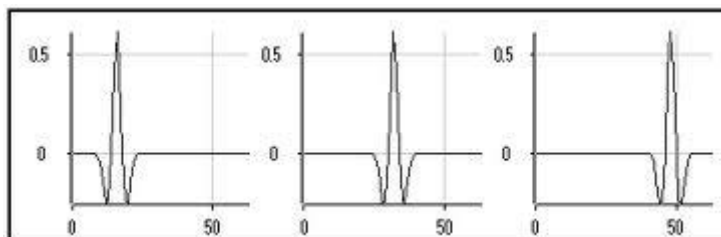


Figure 2.3. Ondelette avec différents facteurs de position b .

Ces fonctions définissent l'espace bidimensionnel dans lequel l'information du signal est représentée comme le plan temps-échelle [Mey'90].

Quand l'échelle augmente, le support temporel de l'ondelette croît, tandis que le support fréquentiel décroît inversement :

$$\Delta t_{\psi_a} = a \cdot \Delta t_{\psi} \quad (2.9)$$

$$\Delta f_{\psi_a} = \Delta f_{\psi} / a \quad (2.10)$$

Chaque atome se représente symboliquement sur le plan temps-fréquence, par un rectangle dont l'abscisse est l'intervalle temporel et l'ordonnée est l'intervalle fréquentiel.

L'aire des rectangles qui couvrent le plan temps-échelle est ainsi préservé :

$$\Delta t_{\psi_a} \cdot \Delta f_{\psi_a} = \Delta t_{\psi} \cdot \Delta f_{\psi} \quad (2.11)$$

Mais, ceux-ci se déforment et s'allongent le long de l'axe des temps et des fréquences (Figure.2.4). Ce mécanisme représente la richesse de l'analyse temps-échelle. Il permet, à une échelle petite, de réaliser un examen temporel précis du signal correspondant aux fréquences hautes. Bien au contraire, les basses fréquences sont examinées avec une très forte résolution fréquentielle, mais, leurs instants d'occurrence sont moins précis.

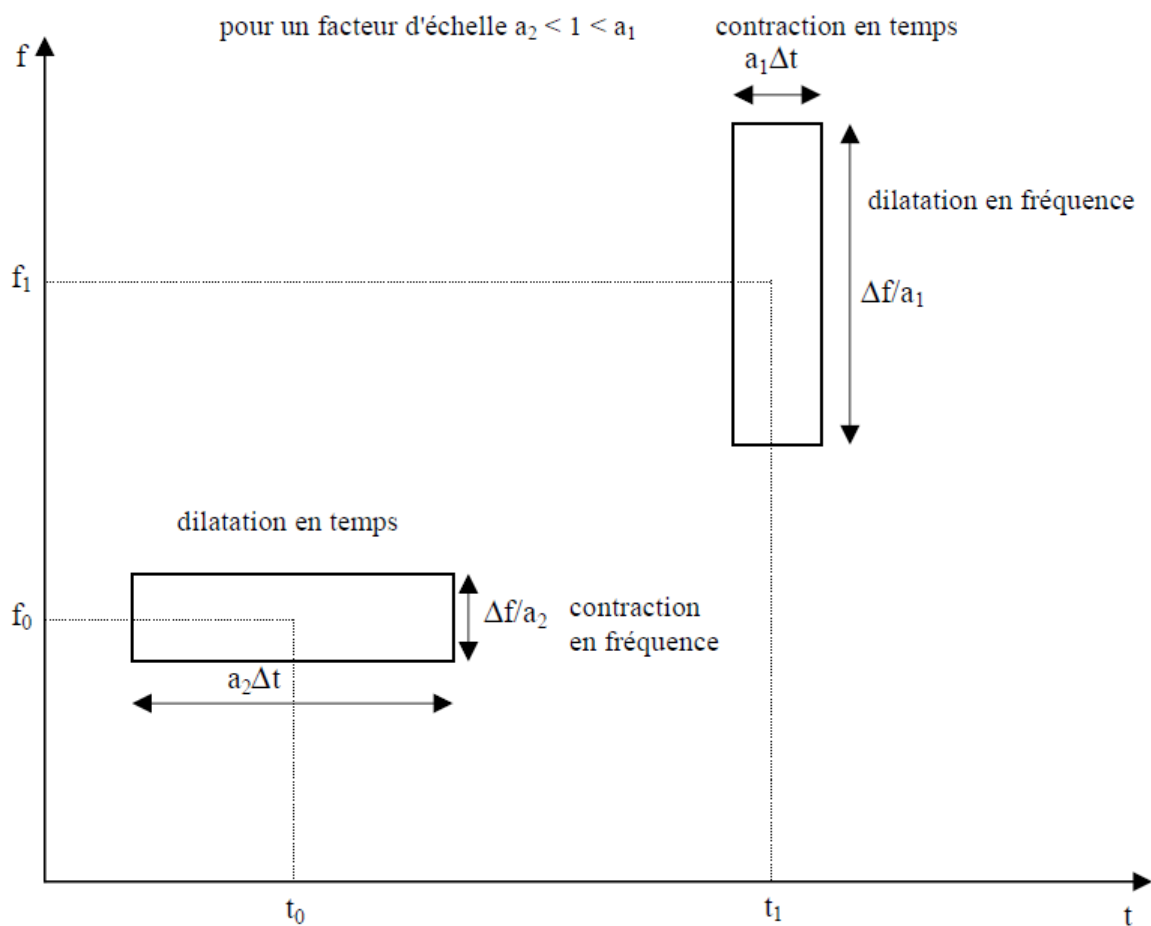


Figure 2.4. Pavage temps fréquence pour la transformée en ondelettes pour deux facteurs d'échelle a_1 et a_2

2.2.2. Propriétés des ondelettes

2.2.2.1. Sélectivité en fréquence

Dans la transformée de Fourier, la fonction utilisée pour analyser le signal étudié est une fonction sinusoïdale de fréquence précise, et quand on la multiplie par le signal, le coefficient obtenu ne se réfère qu'à cette fréquence.

En revanche, une ondelette est constituée de plusieurs fréquences. Les coefficients d'ondelettes se réfèrent à ce mélange de fréquences. Plus la gamme de fréquence de l'ondelette est étroite, plus l'ondelette est sélective en fréquence.

2.2.2.2. Similarité

Toutes les ondelettes qui appartiennent à la même famille doivent être similaires, c'est à dire se déduire les unes des autres par combinaison linéaire de translations et de dilatations.

2.2.2.3. Symétrie

On souhaite parfois que l'ondelette présente des propriétés de symétrie temporelle afin d'éviter le déphasage dans la transformée en ondelettes [Mey'90].

2.2.2.4. Orthogonalité

Cette propriété est à l'origine de la popularité des ondelettes qui offrent des bases d'ondelettes orthogonales et non redondantes. Cela conduit à une décomposition unique [Mey'90].

2.2.2.5. Régularité

Une ondelette doit être suffisamment régulière car c'est la principale contribution des ondelettes dans le domaine du codage. Elle agit sur la qualité de la reconstruction du signal. Une ondelette est dite régulière si elle est très lisse et on peut l'approximer localement par un polynôme. L'ordre de régularité d'une ondelette est égal au nombre de ses moments nuls [Mey'90].

2.2.2.6. Nombre de moments nuls

Pour certaines applications, les ondelettes doivent également avoir un certain nombre de moments nuls, afin d'éliminer la partie polynomiale du signal et être ainsi plus sensible aux fluctuations les moins régulières [Mey'90].

2.2.2.7. Facteur d'échelle minimal

Théoriquement le facteur d'échelle, a , qui est strictement positif, peut varier jusqu'à $+\infty$.

En pratique, Il convient de se fixer un nombre de points de discrétisation minimum, N_{min} , de telle sorte que les valeurs discrètes de l'ondelette soient représentatives de sa forme continue.

Soit a_{min} le facteur d'échelle minimum, alors : $a_{min} = N_{min} / N$

Avec N_{min} : nombre d'échantillons minimal de $\psi_a(t)$

N : nombre d'échantillons de l'ondelette mère $\psi(t)$.

2.2.2.8. Relation entre fréquence et échelle

Si f_0 est la fréquence centrale de l'ondelette mère $\psi(t)$, les autres ondelettes $\psi_{a,b}(t)$ oscillent à la fréquence $f = f_0/a$.

D'où l'identification : $a = f_0/f$.

2.2.3. La transformée en ondelette continue

2.2.3.1. Définition

La transformée en ondelettes remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par une famille de translations et dilatations d'une même fonction, l'ondelette notée ψ .

Pour un signal $x(t)$ d'énergie finie, on définit sa transformée en ondelettes continue par la fonction $TOC(a,b)$ par l'équation 2.12 [Mal'00] :

$$TOC(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi_{a,b}^*(t)dt \quad (2.12)$$

Le signal $x(t)$ est alors représenté par ses coefficients d'ondelettes $TOC(a,b)$ qui permettent de mesurer les fluctuations, à l'échelle "a", du signal $x(t)$.

L'ondelette est traduite et en même temps centrée sur le paramètre b, qui est le point autour duquel l'analyse se fait, a est le paramètre d'échelle qui caractérise de la finesse de l'analyse.

Plus a est grand, plus $\psi_a(t)$ est dilatée et donc plus l'analyse se fait sur une large partie de $x(t)$.

Ainsi, de par ses caractéristiques de dilatation et de translation, la transformée en ondelette est représentée dans le plan temps-échelle par une fenêtre variable dont la largeur diminue lorsqu'on se concentre sur les événements de petite échelle (fréquences hautes) ou s'élargit lorsqu'on s'intéresse au comportement à grande échelle (fréquences basses).

Cette capacité d'adaptation en fonction de l'échelle d'analyse permet de considérer la transformée en ondelette comme un microscope mathématique.

Pour une échelle "a" fixée, on peut voir la transformée en ondelettes continue comme un produit de convolution (équation 2.13):

$$TOC(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi_{a,b}^*(t)dt = x^*\psi_a^* \quad (2.13)$$

Ou l'on à :

$$\psi_a^*(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi^*\left(-\frac{t}{a}\right) \quad (2.14)$$

Comme $\psi(0) = 0$ (car ψ est de moyenne nulle), On peut interpréter $\Psi(\omega)$ comme la fonction de transfert d'un filtre passe-bande.

En utilisant les propriétés de translation et de changement d'échelle de la transformation de Fourier, la transformée de Fourier de $\psi(t)$ peut s'écrire :

$$\Psi_a(\omega) = \sqrt{a}\Psi(a\omega) \quad (2.15)$$

Par conséquent, la convolution dans l'équation 2.13 permet de calculer la transformée en ondelettes d'un signal $x(t)$ avec des filtres passe-bande dilatés.

2.2.3.2. Reconstruction

Pour la reconstruction du signal, la conservation d'énergie entre la fonction et sa transformée permet d'assurer une reconstruction parfaite. Elle est analogue à l'égalité de parseval pour la transformée de Fourier (TF)

En effet, on dispose d'une formule inverse pour le calcul de la transformée en ondelettes continue [Mal'00] .

La formule de reconstruction est donnée par :

$$x(t) = \frac{1}{c_\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} TOC(a, b)\psi_{a,b}(t) \frac{da db}{a^2} \quad (2.16)$$

Cette possibilité reste théorique car le calcul n'est possible que numériquement et sa convergence peut-être très lente [Mal'00] .

2.2.4. La transformée en ondelette discrète

La transformée en ondelette discrète (TOD) est essentiellement introduite pour réduire la redondance des coefficients obtenus lors de l'application d'une transformée en ondelette continue (TOC).

2.2.4.1. Définition

La transformée continue en ondelettes, définie par l'équation (2.12), est fondée sur une décomposition du signal par des ondelettes dont les paramètres de dilatation et de translation sont des variables continues.

Outre, lors du traitement des signaux numériques, une discrétisation des paramètres a et b est nécessaire. En conséquence l'intégrale de l'équation (2.16) exprimant la conservation de l'énergie est elle aussi discrétisée, ce qui pose la question des conditions dans lesquelles l'approximation de cette intégrale sera applicable.

Il est nécessaire de donner une règle sur la discrétisation des pas de dilatation et translation des ondelettes.

À condition de respecter cette règle, la conservation de toutes les informations du signal peut être assurée, ce qui permet d'avoir une expression applicable numériquement de la transformée inverse en tant que série d'ondelettes discrète.

Nous pouvons choisir d'échantillonner le signal en utilisant l'ondelette «comme un microscope » : puisque la taille de l'ondelette varie selon la dilatation, la conservation d'un même pas d'échantillonnage temporel est redondante et inutile.

En basses fréquences, on utiliserait beaucoup d'ondelettes pour représenter peu d'informations, la transformée théorique est donc redondante. De même, puisque la bande de fréquence couverte par l'ondelette est plus large en hautes fréquences, on aura besoin de moins d'ondelettes pour représenter cette bande.

Morlet a proposé de créer des bases de fonctions construites sur le modèle suivant [Mis'03] :

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j} t - kb_0) \quad (2.17)$$

Avec :

$$a_0 > 1 \text{ et } b_0 > 0 \text{ fixés et } j, k \in \mathbb{Z}$$

Cette discrétisation attribue des valeurs à l'échelle a sur une échelle logarithmique avec des paramètres de translation qui lui sont proportionnels :

$$a = a_0^j \text{ et } b = kb_0 a_0^j \quad (2.18)$$

Une gamme d'échelles couramment utilisées est la gamme dyadique, soit $a_0 = 2$ et $b_0 = 1$.

On obtient, ainsi, des familles constituées des fonctions de la forme :

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j} t - k) \quad (2.19)$$

Cependant, on trouve, très souvent dans la littérature, une transformée en ondelettes dyadique où seul le paramètre d'échelle est échantillonné selon une suite dyadique $\{2^j\} j \in \mathbb{Z}$, et le paramètre b reste une variable continue [Mal'00]. Une telle transformée, pour un signal $x(t)$, peut s'écrire en utilisant l'équation (2.13) :

$$TOD(2^j, b) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{2^j} \right) dt \quad (2.20)$$

2.2.4.2. L'analyse multi résolution

En 1988, S. Mallat [Mal'00] a proposé un algorithme rapide pour calculer les coefficients d'ondelettes. Cet algorithme a été fortement inspiré de l'algorithme pyramidal introduit dans les années 70.

La théorie de la multi-résolution conçoit la transformée en ondelettes discrètes TOD comme une séquence d'application de filtres [Mal'00].

En effet, chaque signal est constitué des composantes basses fréquences : appelées approximations et des composantes hautes fréquences : appelées détails.

Selon Mallat, nous pouvons séparer les détails et les approximations en faisant appel à une paire de filtre H et G, appelées aussi filtres à miroirs quadratique, qui sont un filtre passe bas et un filtre passe haut complémentaires (ils ont la même fréquence de coupure) et dont les réponses impulsionnelles doivent satisfaire certaines conditions.

Le processus de cet algorithme de Mallat à son premier niveau est illustré dans la figure 2.5

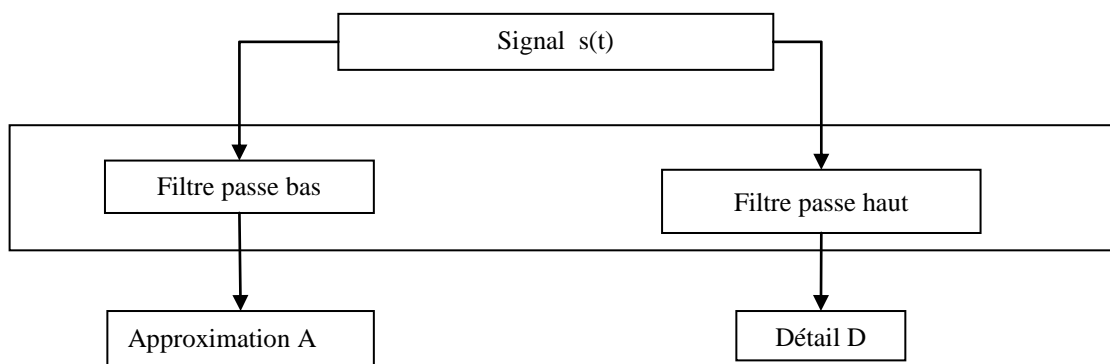


Figure 2.5. Principe de l'algorithme de Mallat

Pour passer au niveau suivant de la décomposition, on applique la même opération à l'approximation A. le processus est par la suite itéré à chaque fois qu'on obtient une approximation (figure 2.6).

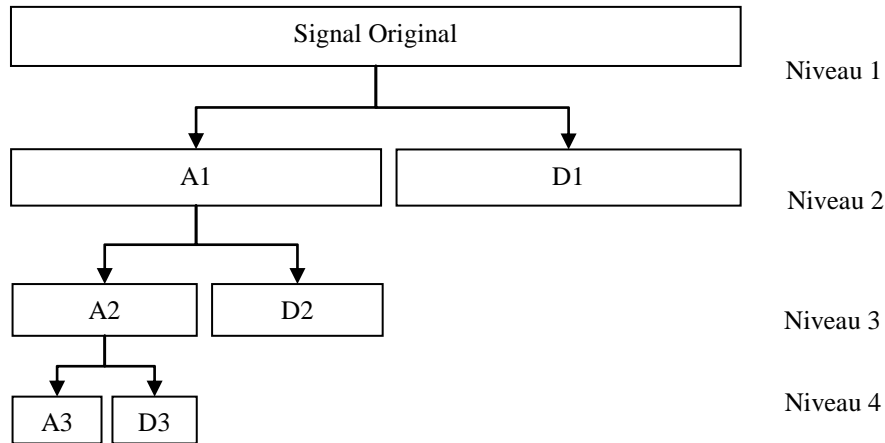


Figure 2.6. Décomposition par ondelettes

Le calcul des coefficients se fait donc de manière itérative et hiérarchique. La différence entre une approximation A_n et l'approximation qui la suit A_{n+1} représente le détail D_{n+1} .

Il est évident donc que l'approximation au $n^{\text{ième}}$ niveau est plus riche en terme de contenu informationnel que des approximations des niveaux supérieurs ($> n$).

En effet, si nous supposons que le signal original $x(t)$ contient N échantillons alors nous obtiendrons $2N$ échantillon à la sortie de la cellule constituée par la paire du filtre en miroir quadratique Ce problème peut être réglé en introduisant une opération de sous-échantillonnage de facteur 2 après chaque décomposition.

Au dernier niveau de décomposition, nous auront alors 1 coefficient de détail et 1 coefficient d'approximation, ce qui nous donne un total de $N-1$ coefficients de détails et 1 coefficient d'approximation.

2.2.5. Paquet d'ondelette

La transformée en paquet d'ondelette proposée par Coifman et Wickerhauser [Coi'90] est une généralisation de la transformée d'ondelette discrète TOD.

En effet, la TOD ne Permet pas une bonne séparation des fréquences très hautes tout en conservant la non-redondance de la représentation temps-fréquence.

Il est à noter que le principe de la TOD consiste à décomposer au premier niveau, le signal analysé en deux sous espaces de résolution inférieure : A_{n+1} et D_{n+1} .

Au niveau suivant de la décomposition, seul l'espace de l'approximation A_{n+1} qui va subir une décomposition. Par conséquent, Le fait que l'espace D_{n+1} ne subit pas une décomposition, les très hautes fréquences contenues dans ce détail D_{n+1} ne seront pas séparées.

La décomposition en paquets d'ondelettes représente une extension de la TOD. Elle consiste à générer, à partir d'une ondelette mère, une librairie de bases d'ondelettes. Chacune de ces bases offre une représentation propre du signal original.

Cette librairie peut être alors construite en décomposant, non seulement les espaces des approximations, mais aussi les espaces des détails. Cette nouvelle approche peut être représentée sous forme d'un arbre binaire ou chaque nœud correspond à un paquet d'ondelette comme illustré dans la figure 2.7.

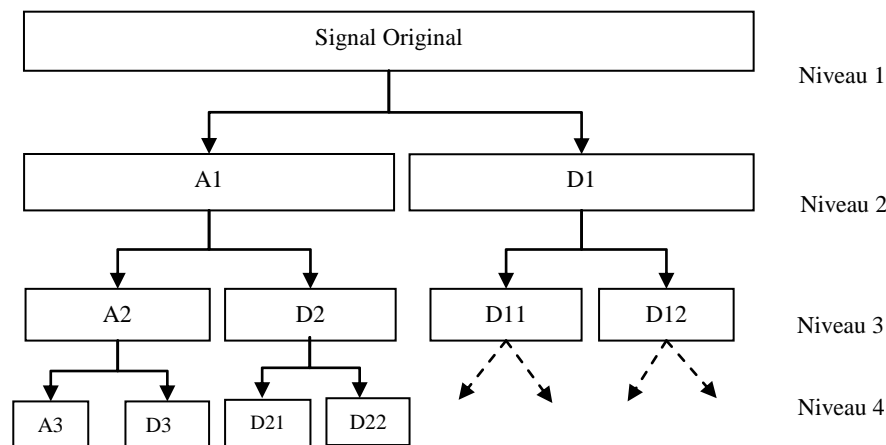


Figure 2.7. Décomposition par paquets d'ondelettes

La décomposition complète d'un signal en paquets d'ondelettes permet d'avoir une représentation redondante et seules certaines combinaisons de paquets constituent une représentation significative et non redondante.

2.3. Critères de Choix des ondelettes

Contrairement à la transformée de Fourier, l'analyse en ondelettes permet une liberté supplémentaire puisque le choix des cellules de la transformée, déduits de l'ondelette analysante, est laissé à l'utilisateur.

En outre, on peut préférer la transformée continue (TOC) à la transformée discrète (TOD) si la redondance peut être mise à profit pour l'analyse du signal étudié. On fait le choix contraire si une compression du signal est souhaitée. Dans ce second cas, on doit utiliser des ondelettes

à filtres alors que, dans le premier cas, n'importe quelle fonction d'intégrale nulle (égale à zéro) peut convenir.

Il y a plusieurs types et familles d'ondelettes dont les propriétés diffèrent selon les principaux critères suivants [Mis'03] :

- l'existence de la fonction d'échelle j donc de filtres associés à l'ondelette ;
- l'orthogonalité ou la biorthogonalité de l'analyse qui en résulte ;
- le support des fonctions $\psi(t)$ et $\Psi(w)$ et la vitesse de convergence vers 0 quand le temps t ou la fréquence w tend vers l'infini, qui quantifie respectivement la localisation en temps et en fréquence de l'ondelette ;
- la symétrie, qui est utile pour éviter le déphasage ;
- le nombre de moments nuls de ψ , qui permet de concentrer l'information du signal dans quelques coefficients, ce qui est très utile pour la compression ;
- la régularité, qui est utile pour obtenir des signaux et des images reconstruits lisses et réguliers.

Le tableau 2.1 présente une liste de famille d'ondelettes usuelles avec leurs noms courts associés afin de faciliter la lecture [Mis'03].

Tableau.2.1 Liste de famille d'ondelette

Nom de familles d'ondelette	Nom court
Ondelette de Haar	<i>haar</i>
Ondelette de Daubechies	<i>db</i>
Symlets	<i>sym</i>
Coiflets	<i>coif</i>
Ondelettes biorthogonales	<i>bior</i>
Ondelette de Meyer	<i>meyr</i>
Ondelette de Battle et Lemarié	<i>btlm</i>
Ondelettes gaussiennes	<i>gaus</i>
Chapeau mexicain	<i>mexh</i>
Ondelette de Morlet	<i>morl</i>
Ondelettes gaussiennes complexes	<i>cgau</i>
Ondelettes de Shannon complexes	<i>shan</i>
Ondelettes B-splines fréquentielles complexes	<i>fbsp</i>
Ondelettes de Morlet complexes	<i>cmor</i>

Le tableau 2.2 regroupe ces familles d'ondelettes suivant diverses propriétés essentielles : existence de filtres associés, orthogonalité ou biorthogonalité, support compact ou non, ondelettes réelles ou complexes [Mis'03].

Tableau 2.2. Principales propriétés des familles d'ondelettes

Analyse discrète			Analyse continue	
Ondelettes à filtres			Ondelettes sans filtres	
Support compact		Support non compact	Réelles	Complexes
Orthogonales	Biorthogonales	Orthogonales	<i>Gaus, mexh, morl</i>	<i>Cgau, shan, fbsp, cmor</i>
<i>Db, haar, sym, coif</i>	<i>Bior</i>	<i>Meyr, btlm</i>		

Parmi toute cette panoplie offerte de fonctions d'ondelettes, Le choix de celle adaptée n'est pas aisé pour l'utilisateur. Il convient de bien cerner le problème à étudier et d'identifier le type de transformée à utiliser (continue ou discrète).

En analyse d'image, souvent il est très nécessaire d'avoir une certaine redondance pour avoir plus d'informations. L'utilisation de la transformée en ondelettes continue TOC est alors recommandée.

Par contre, pour une analyse multi-résolution, il est préférable d'utiliser une base d'ondelettes orthonormale et pour un calcul exact, il faut faire appel aux ondelettes à support compact.

Dans certaines situations, on peut avoir besoin d'une ondelette indéfiniment dérivable, il faudra alors utiliser une des ondelettes de Meyer. Et pour détecter les frontières, on préférera des ondelettes symétriques.

Par conséquent, Il est clair qu'on ne peut parler d'une ondelette idéale adaptée à tous les cas. A chaque cas particulier correspond une ondelette particulière adaptée. Cependant, le choix est souvent guidé par diverses considérations qui incluent, en particulier, la ressemblance entre le signal analysé et la famille d'ondelettes choisie ou l'utilisation d'un choix empirique.

2.4. Application des ondelettes sur le signal ECG

La conception d'un algorithme de détection des différentes ondes électrocardiographique (l'onde P, le complexe QRS et l'onde T du signal ECG) est un problème difficile en raison de la variation de la morphologie temporelle du signal pour des raisons physiologiques et a cause

la présence de bruit dans le signal lui même. Un certain nombre de techniques basées sur les ondelettes ont été proposées pour détecter ces paramètres caractéristiques.

Senhadji et al [Sen'95] ont comparé la capacité des trois ondelettes (Daubechies, spline et Morlet) à reconnaître et décrire des battements cardiaques.

Sahambi et al ([Sah'97a], [Sah'97b]) ont utilisé la dérivée du premier ordre de la fonction gaussienne comme ondelette pour la caractérisation des battements ECG. Ils ont ensuite utilisé le module maxima basé sur les ondelettes pour l'analyse en utilisant la transformée d'ondelette dyadique pour détecter et mesurer les différentes parties du signal, en particulier la localisation du début et la fin du complexe QRS ainsi que les ondes P et T. Sahambi et al ont montré la robustesse de l'algorithme en présence du bruit haute fréquence ajouté au signal. Le travail de Sahambi et al [Sah'98] décrit une amélioration de cette méthode.

D'autres travaux ont été accomplis par Park et al [Par'98] en utilisant un filtre adaptatif d'ondelette pour minimiser la distorsion du segment ST en raison des fluctuations de la ligne de base. Dans un article ultérieur de Park et al [Par'01], un filtre d'interpolation à ondelette est décrit pour la suppression des artefacts de mouvement dans le segment ST dans un ECG de stress.

Une méthode de réduction du bruit pour les signaux ECG en utilisant la transformée en ondelettes dyadique a été proposé par Inoue et Miyazaki [Ino'98] et Tikkanen [Tik'99] a évalué la performance de plusieurs ondelettes et paquet d'ondelettes comme des méthodes de seuillage en ondelettes pour l'élimination de bruit de l'ECG.

Leman et Marque [Lem'00] ont mis au point un algorithme de seuillage basé sur les paquets d'ondelettes pour le separer le signal ECG du signal électro-hysteroqram, un signal qui représente l'activité utérine pendant la grossesse.

Nikolaev et al [Nik'01] ont supprimé le signal électromyogramme (EMG) dans l'ECG en utilisant une méthode intégrant la transformée en ondelettes dans un filtre de Wiener. Les résultats montrent une amélioration du rapport signal-sur-bruit de plus de 10 dB.

Sternickel [Ste'02] a développé un algorithme automatique pour la détection de l'onde P dans les signaux ECG de longue durée (Holter) en utilisant une analyse multi-résolution par ondelette pour générer vecteur caractéristique à l'entrée d'un classifieur neuronale.

Gramatikov et al [Gra'0] ont utilisé la transformée en ondelettes de Morlet pour analyser les enregistrements ECG chez les patients qui présentent une sténose coronaire gauche ou droite. Ils se sont concentrés sur la morphologie du complexe QRS dans l'espace des ondelettes avec deux tracés (2D et 3D) de représentations de contour.

Link et al [Lin'01] utilise à la fois les informations d'amplitude et de phase obtenues à partir d'une décomposition basée sur la transformée continue d'ondelette de Morlet appliquée sur le signal ECG et le signal MCG (magnéto-cardiogramme) pour analyser la variabilité des complexe QRS de chaque battement, en vue de détecter des potentiels tardifs et les potentiels anormale intra-QRS. Ils ont constaté que leur technique fourni une base pour distinguer les patients sains de ceux qui présentent une tachycardie ventriculaire ou une fibrillation ventriculaire.

Chevalier et al [Che'01] a utilisé la transformée en ondelettes discrète pour identifier un substrat commun électrophysiologique à la fois pour le syndrome du QT long acquis et le syndrome du QT long congénital. Cette évidence a été combinée avec les résultats des études d'imagerie et de génétiques sur des patients qui présentent une multiplicité de liens entre les deux syndromes.

Duverney et al [Duv'02] ont mis au point une méthode qui combine la transformée en ondelettes avec l'analyse fractale pour la détection automatique de la fibrillation auriculaire (FA) à partir des intervalles cardiaques. Après un apprentissage de leur méthode sur des sujets sains et des sujets qui présentent un rythme chronique FA, ils ont atteint une sensibilité de 96,1% et une spécificité de 92,6%.

Conclusion

Les ondelettes sont considérées comme une découverte importante en mathématiques appliqués. Dans plusieurs domaines d'applications où l'analyse de Fourier était habituellement utilisée, elles ont proposé une voie alternative souvent mieux adaptée à la nature des phénomènes étudiés.

L'étude approfondie qui a été menée dans ce chapitre a permis de mieux cerner les bases théoriques, les propriétés et les caractéristiques de la transformée en ondelettes, et mieux apprécier leurs avantages ainsi que leurs inconvénients dans l'analyse des signaux en général, et le signal ECG en particulier.

Dans le chapitre suivant, l'application de transformé en ondelettes pour le traitement et la caractérisation du signal ECG est effectuée, elle constitue une première contribution dans cette thèse.

Chapitre III

*Traitement du signal ECG par
les ondelettes*

Introduction

Comme pour la majorité des applications de reconnaissance de forme, l'étape de caractérisation est nécessaire pour la reconnaissance automatique des battements cardiaques. Cette étape de caractérisation est primordiale pour la suite du travail, car elle va surtout permettre d'extraire les informations utiles dans le signal ECG et de le rendre facilement exploitable, à la fois par les cliniciens ou par des algorithmes de traitement automatique de données.

Cette information correspond aux indicateurs utilisés par les cardiologues pour caractériser le cycle cardiaque notamment les intervalles et amplitudes des ondes constituant le signal ECG ainsi que le rythme cardiaque.

Pour un clinicien, cette extraction d'informations est effectuée à chaque analyse du signal ECG d'un patient. Son automatisation est cependant très importante face à la grande quantité de données, ce qui va permettre un gain de temps ainsi qu'une meilleure capacité d'effectuer plusieurs analyses.

Dans ce travail, la caractérisation des signaux ECG réside dans la détection du complexe QRS de chaque battement cardiaque, afin d'extraire les paramètres représentatifs nécessaires qui permettront par la suite de bien reconnaître les battements normaux et les battements pathologiques. Cette opération doit être la plus efficace possible car elle permet de réduire la dimension des données et conserver une information interprétable par les spécialistes.

Elle est réalisée en deux principales étapes :

- Une première étape de prétraitement dont le rôle est d'éliminer les artefacts qui nuiraient à la bonne segmentation des battements
- Et une deuxième étape de détection des complexes QRS par la localisation des pics R dans le signal ECG.

L'objectif de ce chapitre est justement d'y apporter des solutions pour cette problématique. De manière générale, l'opération de caractérisation du signal ECG peut être décomposée en 2 étapes illustrées sur la figure 3.1.

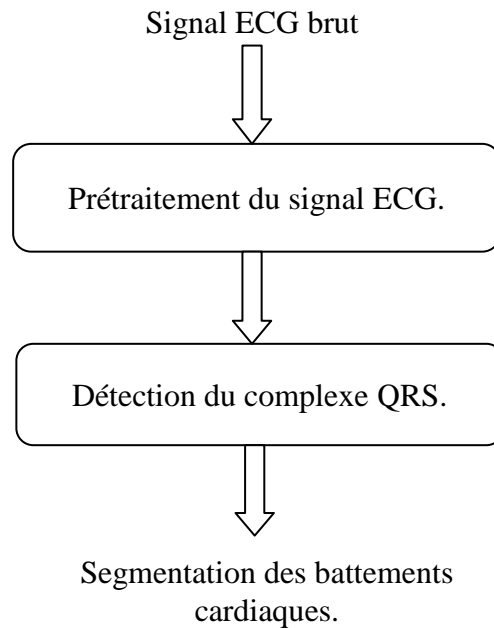


Figure.3.1. Les étapes de la segmentation du signal ECG

3.1. Prétraitement du signal ECG

Les différents bruits qui entachent un signal ECG, sont considérés comme des indésirables, et peuvent en altérer plus ou moins l'information clinique.

En outre, Les difficultés de la détection des complexes QRS résident, essentiellement, dans la grande variabilité de la forme du signal et la présence dans l'ECG de ces bruits inutiles d'origines diverses.

Il est donc important de savoir quels sont les types de bruit qui peuvent contaminer un signal électrocardiogramme ECG.

3.1.1. Types de bruits présents dans le signal ECG

Lors de l'acquisition du signal ECG, des événements indésirables appelés artefacts peuvent apparaître sur le tracé électrocardiographique. Le problème est souvent posé lors du traitement automatique du signal, où la présence de ces bruits peut engendrer des erreurs dans le diagnostic.

Ces bruits sont considérés comme des perturbations, et ils ont fait l'objet de plusieurs travaux dans la littérature [Chen'06, Bor'05], mais souvent le traitement de ces bruits reste encore difficile à effectuer de manière automatique.

Ces bruits peuvent être classés selon leurs origines en deux grandes catégories, les bruits

d'origine technique et les bruits d'origine physique.

3.1.1.1. Bruits d'origine technique

Les bruits d'origine technique sont les bruits qui sont causés par le matériel utilisé lors de l'enregistrement et dont les plus courants sont :

A. Le Bruit du réseau 50Hz

Le bruit 50Hz est un bruit qui provient de l'alimentation par le réseau de distribution électrique. Il contamine le signal électrocardiographique ECG avec des oscillations dont l'harmonique fondamentale est à 50 Hz. Généralement, ce bruit est présent dans tous les enregistrements et il peut être assez fort, cependant il s'élimine facilement avec une opération de filtrage sélective. Ce type de bruit est illustré dans la figure 3.3.a.

B. Les bruits dûs au mauvais contact électrode-peau

Lorsque les électrodes utilisées pour le recueil du signal ECG se détachent ou le gel entre l'électrode et la peau se sèche, cela peut provoquer un bruit qui provoque des changements brusques de l'amplitude du signal d'ECG (voir figure 3.2), ainsi que de faibles changements de fréquence de référence.

De plus, une mauvaise conductivité entre les électrodes et la peau peut avoir un effet sur le signal ECG qui peut aller d'une simple diminution d'amplitude à l'apparition des pics qui peuvent parfois être confondus avec les ondes du tracé normal. Ce type de bruit est difficile à éliminer car son énergie se trouve dans la même gamme de fréquence que celle des complexes QRS.

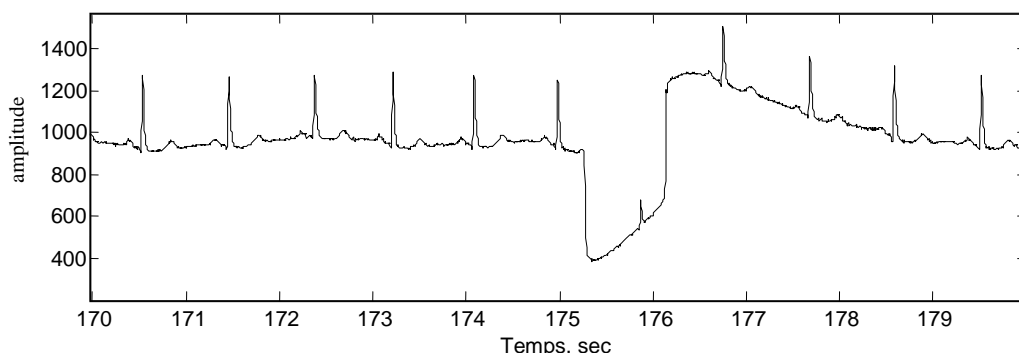


Figure 3.2 Bruit dû au mauvais contact électrode-peau

C. Autres bruits

Parmi les autres bruits techniques souvent rencontrés, nous pouvons citer les artefacts dûs aux :

- Mouvements des câbles électriques.
- La saturation des instruments de mesure
- Mauvaise qualité du câblage
- Port de vêtements synthétiques.
- Ondes RF émises par les équipements électro-chirurgicaux.

3.1.1.2. Bruits physiques

Les bruits d'origine physique sont des artefacts engendrés par, soit des activités électriques du corps humain telles que les contractions musculaires, soit par les mouvements lors de la respiration.

A. Fluctuations de la ligne de base

La ligne de base est la ligne horizontale prise comme référence pour étudier la forme et l'amplitude des différentes ondes cardiaques.

Les fluctuations de cette ligne de base correspondent aux déviations de basses fréquences de l'amplitude de l'ECG liées principalement aux mouvements du patient pendant sa respiration.

En effet Pendant un enregistrement d'un signal ECG, l'activité respiratoire peut faire osciller la ligne de base du signal à un rythme régulier. Un tel bruit est visible sur la figure 3.3.b

Généralement, Ces perturbations ne sont pas très gênantes pour l'analyse du signal ECG, car ils peuvent être filtrés puisque leur énergie se situe dans les basses fréquences.

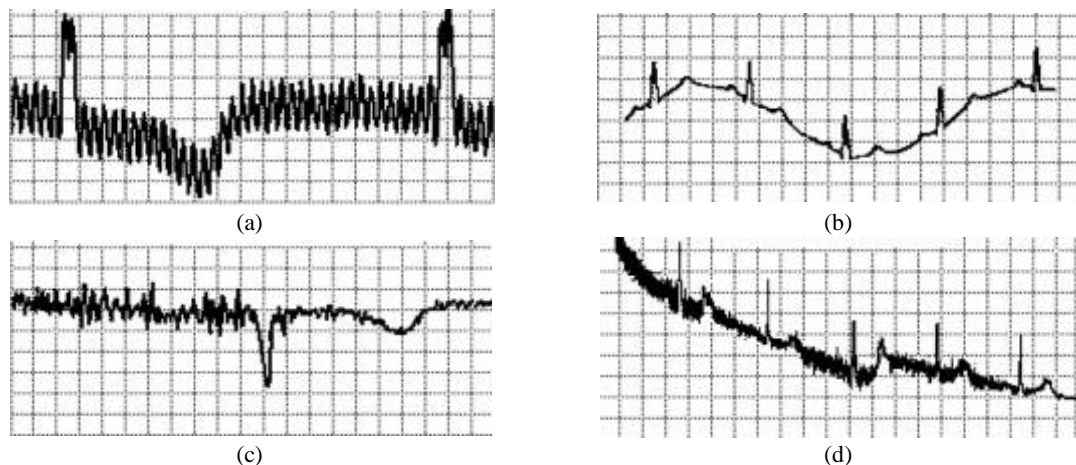


Figure 3.3. Bruits présent dans un signal ECG : (a) bruit du secteur 50Hz; (b) fluctuations de la ligne de base; (c) le signal EMG; et (d) les artefacts dûs aux mouvements du patient.

B. Bruits dûs au signal électromyogramme EMG

Malgré que les électrocardiographes soient conçus pour être essentiellement sensibles aux contractions du myocarde, l'ECG peut enregistrer aussi les contractions des autres muscles squelettiques. En effet, Ce bruit est dû à la contraction des tissus musculaire qui est accompagnée par une dépolarisation des cellules ce qui donne un signal électromyogramme qui va être superposé sur le signal ECG comme des oscillations hautes fréquences.

Ces perturbations sont assez gênantes surtout lorsque le patient bouge beaucoup ou lorsqu'il frissonne, elles peuvent noyer les ondes P et T et empêcher parfois la détection des pics R. Un exemple de tel bruit est représenté sur la figure 3.3.c.

C. Autres artefacts d'origine physique

Le signal électrocardiographique ECG peut être affecté par certaines maladies comme l'hyperthyroïdie, l'ischémie et l'hypokaliémie.

Ainsi que l'utilisation de certains médicaments qui peuvent modifier l'allure du tracé ECG, notamment la *digoxine* qui bloque la conduction AV et ralentit la fréquence cardiaque et la *digitaline* qui provoque un abaissement du segment ST avec inversion des ondes T et tend à raccourcir l'intervalle QT.

3.1.2. Etat de l'art sur le filtrage de l'ECG

Lors de l'étape de prétraitement, l'objectif principal est de filtrer les signaux utiles des bruits indésirables. En électrocardiographie, ces bruits sont bien identifiés mais certains d'entres eux

ont la particularité de se chevaucher avec la bande spectrale de l'ECG, ce qui les rend parfois difficile à filtrer.

Nous introduirons dans cette partie quelques méthodes clés citées dans la littérature, puis nous présenterons les pré-traitements que nous avons accomplis dans notre travail pour la caractérisation des battements cardiaques.

Plusieurs techniques ont été développées l'élimination des artefacts qui contaminent le signal ECG. La plupart de ces travaux utilisaient des filtres adaptatifs ou des filtres à Réponse Impulsionnelle Infinie (RII) en choisissant une bande passante relative à l'information recherchée [Lag'92][Sor'06].

Chouhan et al. [Cho'07] ont proposé un filtre moyenneur pour le filtrage du signal ECG. Dans cette technique, la moyenne du signal d'ECG est soustraite du signal, au préalable. Puis un polynôme du cinquième ordre est appliqué pour obtenir une estimation de la ligne de base qui sera ensuite soustraite du signal ECG.

Shusterman et al ont choisi d'appliquer un algorithme à base de bancs de filtres multi-cadences [Shu'00]. Cet algorithme permet d'éviter les problèmes de déphasages ainsi que la minimisation du temps de calcul par rapport à un filtre unique.

Le signal ECG étant un signal qui contient plusieurs composantes spectrales, il est aussi non-stationnaire et souvent affecté par un bruit corrélé au signal comme les artefacts musculaire. Pour cette raison, l'analyse multi-résolution vue dans le chapitre précédant s'avère être un outil plus adapté pour le traitement. Ainsi, La plupart des travaux récents tendent à utiliser un filtrage basée sur la transformée en ondelettes [Bor'05, Sor'06].

3.1.3. Filtrage de l'ECG

3.3.1.1. Principe du dé-bruitage par les ondelettes

Dans les dernières années, les techniques basées sur la transformée en ondelettes sont devenues populaires et très appréciées dans le contexte du débruitage du signal ECG.

En effet, cette technique exploite l'effet que les bruits sont représentés par l'ensemble des coefficients d'ondelettes de faible amplitude tandis que la plupart de l'énergie du signal utile est concentrée dans les quelques coefficients de forte amplitude.

De ce fait, l'élimination du bruit peut s'accomplir en mettant à zéro les faibles coefficients suivant une opération de seuillage suivi d'une reconstruction du signal en appliquant la transformée en ondelette inverse.

Un tel algorithme de débruitage a été proposé initialement par Donoho [Don'95]. Le schéma de principe d'un système de débruitage basé sur la transformée en ondelettes est illustré dans la figure 3.4.

Généralement, elle est réalisée en trois étapes successives:

- (1) L'application de la transformée en ondelettes au signal affecté par du bruit.
- (2) Le filtrage des coefficients ainsi obtenus, conformément à un certain critère (par seuillage).
- (3) Le calcul de la transformée inverse, à partir des coefficients issus de l'étape précédente.

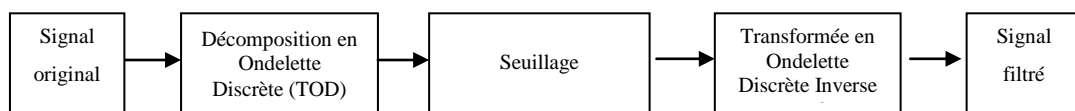


Figure.3.4 Principe du débruitage par ondelette

Le seuillage consiste à comparer les coefficients d'ondelettes à un seuil et de les mettre à zéro si leurs amplitudes sont inférieures à ce seuil. L'efficacité et la fiabilité de l'opération de filtrage sont fortement liées au choix du seuil.

En effet, plusieurs techniques de seuillage ont été développées, Donoho [Don'95] a utilisé deux types de fonctions de seuillage, le seuillage dur et le seuillage doux.

Seuillage dur

Soit d_n^j les coefficients de détail issus du signal $f(t)$ à la résolution j , et T_j la valeur du seuil de sélection correspondant. A l'issue du seuillage, on obtient le vecteur de coefficients seuillés d_{ns}^j tels que :

$$d_{ns}^j = \begin{cases} d_n^j & \text{si } |d_n^j| > T_j \\ 0 & \text{si } |d_n^j| \leq T_j \end{cases} \quad (3.1)$$

Seuillage doux

Le seuillage doux est similaire au seuillage dur sauf qu'il diminue de T_j la valeur des coefficients d_n^j se trouvant au dessus du seuil :

$$d_{ns}^j = \begin{cases} d_n^j - T & \text{si } d_n^j > T_j \\ d_n^j + T & \text{si } d_n^j < -T_j \\ 0 & \text{si } |d_n^j| \leq T_j \end{cases} \quad (3.2)$$

3.3.1.2. Filtrage du signal ECG par ondelette

Plusieurs problèmes sont rencontrés lors du filtrage par décomposition en ondelette, parmi lesquelles :

- Le choix du seuil (ou méthode de seuillage)
- Le choix de l'ondelette mère utilisée pour le traitement
- le niveau de décomposition

Une étude empirique menée par Dib et al. dans un travail de magister en 2009 au niveau du laboratoire génie biomédical (GBM) [Dib'09] montre qu'un meilleur rapport signal sur bruit (RSB) est obtenu avec un seuillage dur (avec un seuil $T_j = \sqrt{2 \log(N)}$ avec N : nombre d'échantillons) et huit niveaux de décomposition avec le choix de l'ondelette 'db4' comme ondelette mère (illustrée dans la figure 3.5).

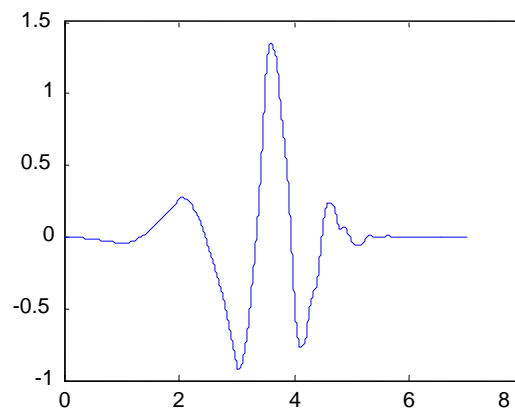


Figure.3.5. L'ondelette 'db4'

La figure 4.6 illustre la décomposition en 8 niveaux du signal ECG du patient '117' de la base de données MIT-BIH. Ce signal est entaché d'un bruit HF. Le signal original, les coefficients d'approximation A8 ainsi que les huit coefficients de détails sont représentés.

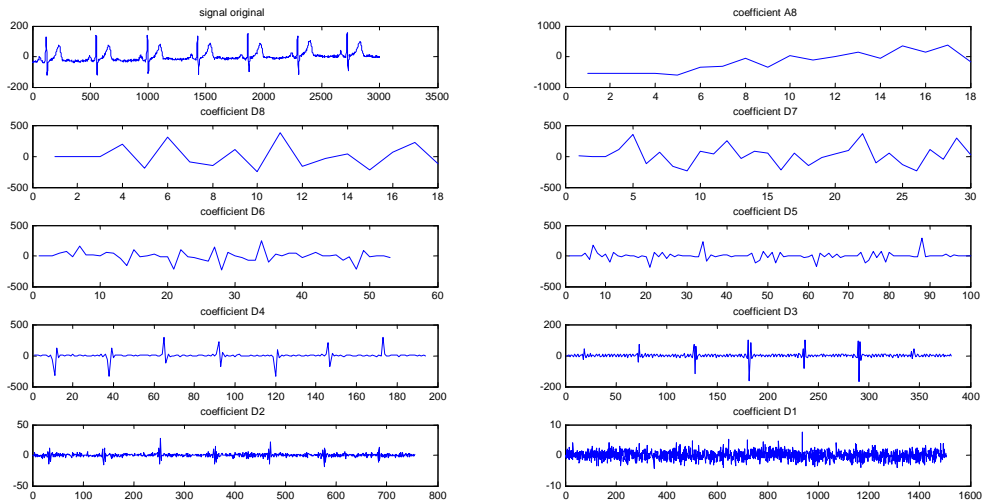


Figure 3.6 Décomposition en ondelette du signal ECG du patient '117'

Nous remarquons dans la figure 3.6 que le bruit HF se concentre dans les détails D1 et D2 qui sont les plus dominants dans le signal avec une faible amplitude tandis que la plupart de l'énergie du signal utile est concentrée dans les autres détails (D3-D8) qui contiennent bien plus moins de coefficients mais ils sont de forte amplitude.

La figure 3.7 montre le signal ECG original avec sa reconstruction à chaque niveau de décomposition.

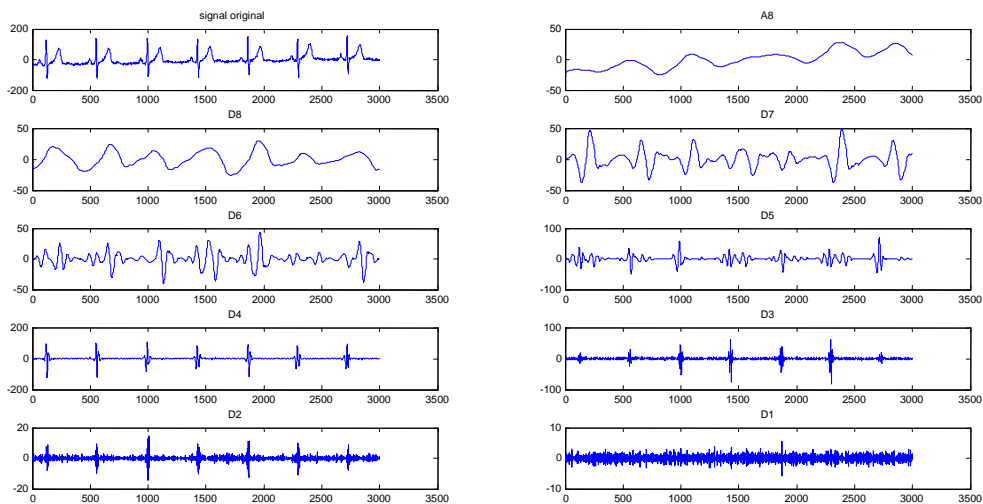


Figure 3.7 Signal ECG du patient '117' avec sa reconstruction à chaque niveau de décomposition

Le résultat de l'application de l'opération du filtrage par la décomposition en ondelette sur le signal du patient '117' est illustré sur la figure 3.8, qui présente le signal original et le signal filtré.

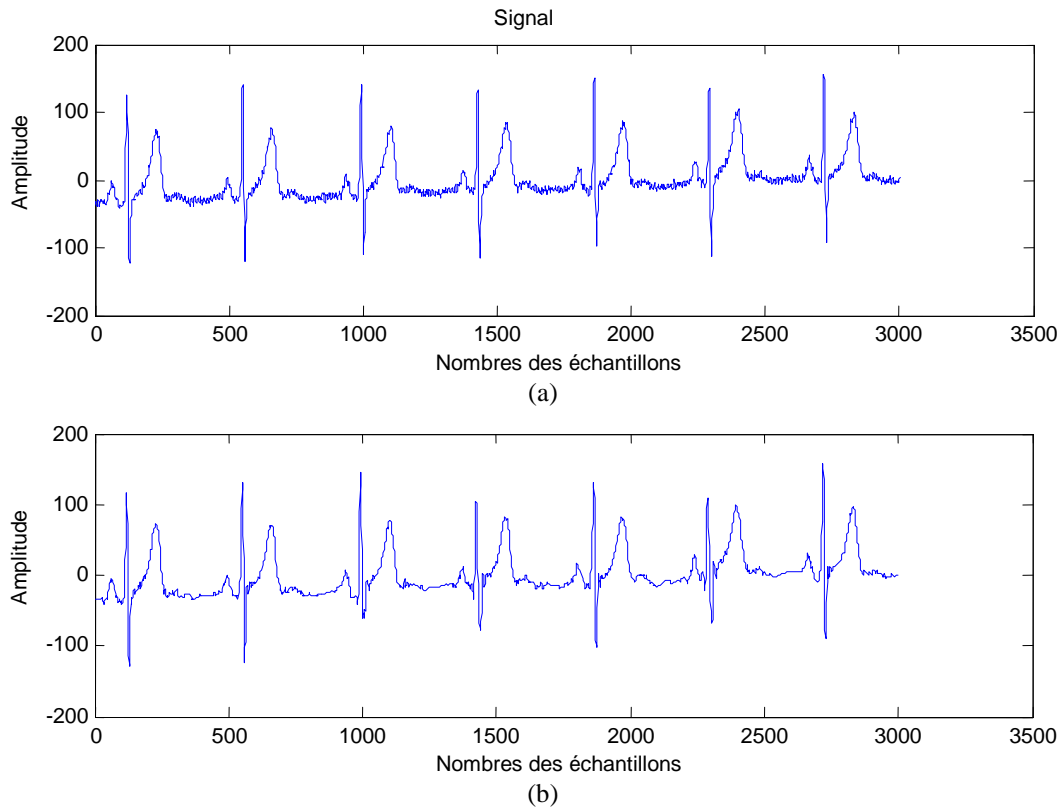


Figure 3.8 Résultats de l'opération du filtrage des bruits HF appliqué sur le signal du patient '117'

Remarquons que la présence du bruit dans le signal filtré est fortement réduite, et que la qualité du signal n'est pas affectée puisque les complexes QRS ; qui constituent des zones d'intérêt dans la suite du travail ; ainsi que les ondes P et T ne sont pas atténuées.

La figure 3.9 représente la décomposition en huit niveaux du signal ECG du patient '105'. Il est marqué par des fluctuations de la ligne de base (voir figure.3.10.a).

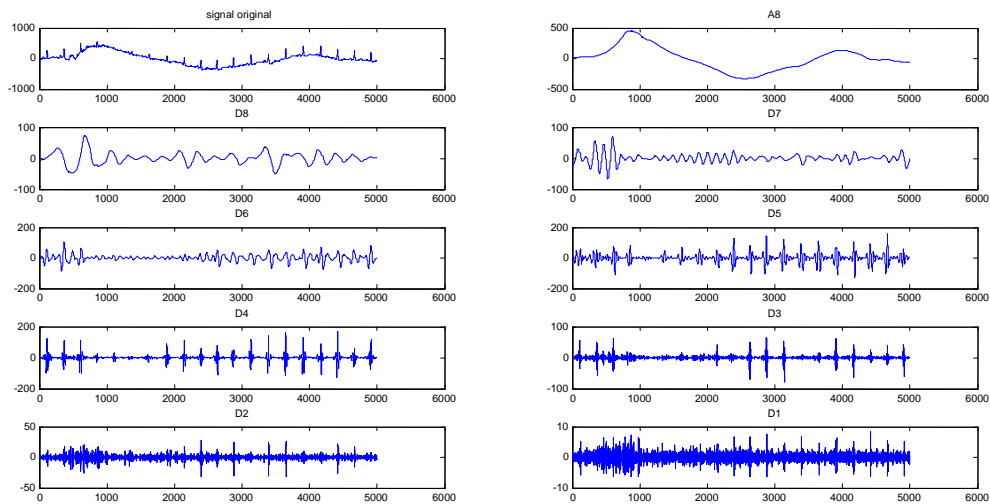


Figure 3.9 Décomposition du signal '105' en huit niveaux

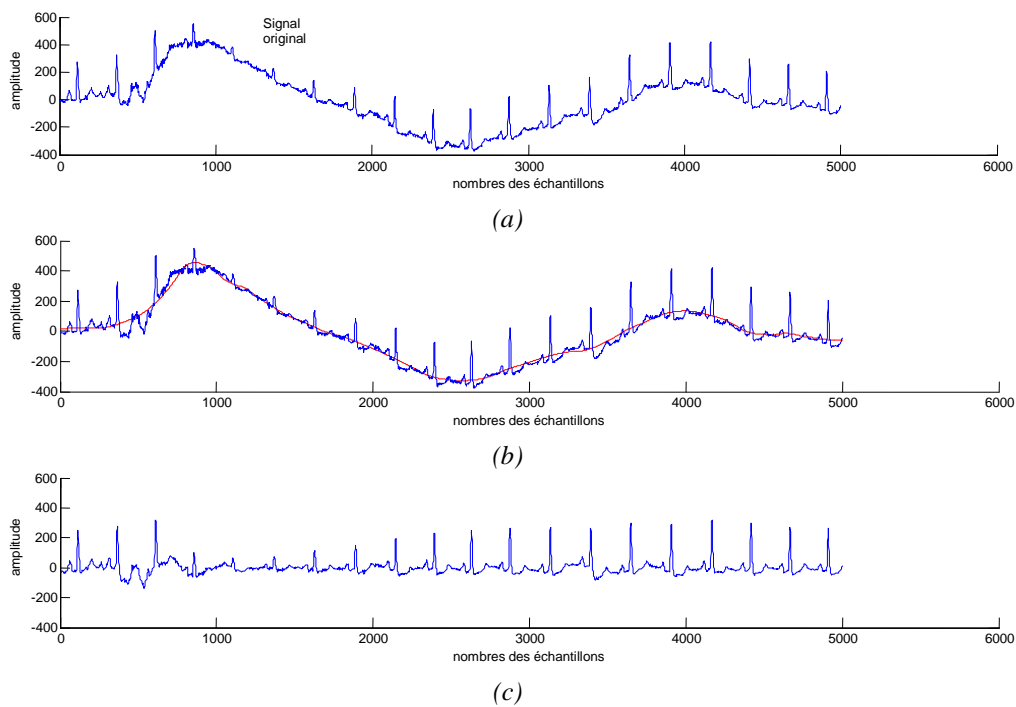


Figure 3.10 Elimination de la ligne de base sur le signal du patient '105'

La figure 3.10 présente le résultat de l'opération du filtrage de la ligne de base à partir d'un segment du signal ECG de patient '105'. Il est illustré que le signal filtré est d'une meilleure qualité.

La figure 3.11.a présente une partie du signal ECG du patient '103' qui est une zone fortement bruitée, puisque elle est entachée à la fois par des bruits HF et présente des fluctuations au niveau de la ligne de base.

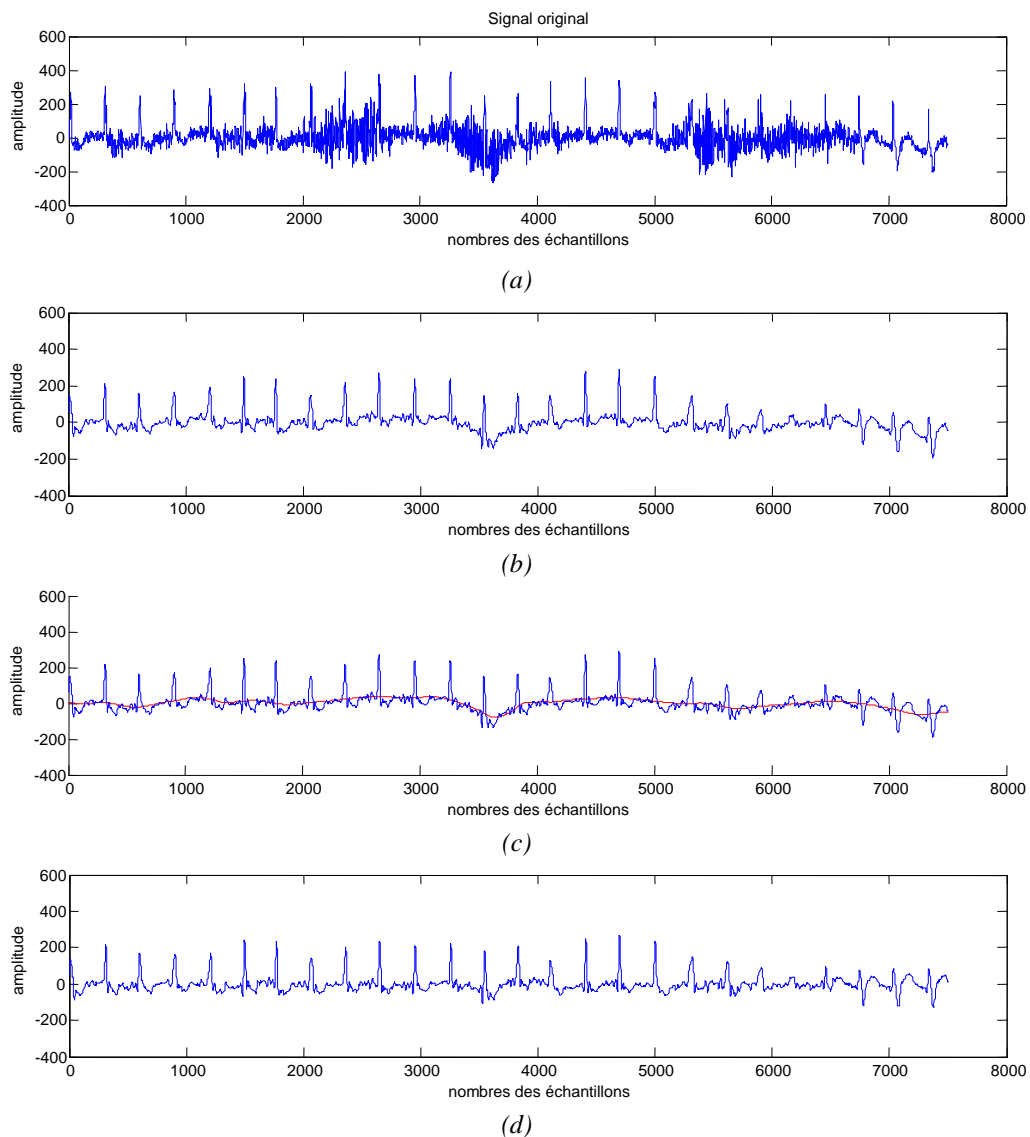


Figure 3.11 Résultat du filtrage d'une partie du signal du patient '104'

Une première opération du filtrage des bruits HF est accomplie (figure 3.11.b), en suite l'élimination des fluctuations de la ligne de base est effectuée (illustré dans la figure 3.11.d). La qualité du signal obtenu est bien meilleure, ce qui est très important pour le traitement de ce signal par la suite, en vue d'une caractérisation des battements ECG.

3.2. Détection du complexe QRS

Pour effectuer une analyse automatique du signal ECG, La détection des complexes QRS constitue une étape très importante.

Souvent, la détection des complexes QRS peut être accomplie par un simple seuillage du signal puisque les ondes R sont généralement plus grandes que les autres ondes en termes

d'amplitudes. Mais parfois, dans certains cas l'amplitude de l'onde T est comparable à celle de l'onde R (comme le signal du patient '117' présenté dans la figure 3.8.a), ce qui pourrait induire une des erreurs dans le résultat final de détection.

De plus, l'onde R peut avoir parfois une faible amplitude et une morphologie très variable d'un cycle cardiaque à un autre. Ainsi, une bonne détection des complexes QRS est essentielle. Cela nécessite donc un traitement du signal très adéquat dû aux difficultés rencontrées.

3.2.1 Etat de l'art sur la détection du complexe QRS

L'évolution de la puissance des outils informatiques de traitement numérique a conduit vers la conception et l'implémentation d'une variété d'algorithmes dédiés à la détection automatique des complexes QRS.

Ainsi, La détection du complexe QRS a fait l'objet de beaucoup de travaux et continue à être un domaine de recherche très développée.

La plupart de ces algorithmes sont très efficaces avec une performance très élevée qui dépasse les 99% en termes de taux de bonne détection.

Kohler et al. [Koh'02] ont effectué une étude détaillée qui récapitule différentes méthodes triées par catégories et qui sont utilisées pour la détection du QRS, ainsi que la comparaison de leurs performances.

Nous allons présentés d'une façon non exhaustive les algorithmes de détection du complexe QRS les plus populaires, et souvent cités dans la littérature.

On peut ainsi trouver des algorithmes basés sur :

- *Des filtres numériques* (Daskalov et al. [Das'99], Nagin et al. [Nag'01]),
- *Des transformations lineaires et non-lineaires* : (Pan et Tompkins, [Pan'85], Gritzali, [Gri'88]), la transformée de Hilbert (Benitez et al. [Ben'01]), la dérivée première (Arzeno et al. [Arz'06]),
- *Des analyses statistiques* (Watrous et al. [Wat'95], Silipo et al. [Sil'98]),
- *Des analyses temps-fréquence* (Li et al. [Li'95], Senhadji et al. [Sen'95], Afonso et al. [Afonso'1999], Kadambe et al. [Kad'99]),
- *Des méthodes évolutionnaires* (Poli et al. [Pol'95]),
- *Des approches neuro- floues* (Engin et al. [Eng'04]),
- *Des modèles de Markov cachées* (Coast et al. [Coa'90])
- *Des modèles de morphologie mathématique* (Taouli et al. [Tao'10], Chu et al. [Chu'1989], Trahanias et al. [Tra'93])

Christov et al. [Chr'06] fait une étude comparative entre les descripteurs morphologiques et les descripteurs temps-fréquence du signal ECG pour la reconnaissance des battements ECG. Cette recherche est toujours active et plusieurs nouvelles méthodes de détection ont été proposées. Récemment, D'autres méthodes plus récentes basées sur la transformée en ondelettes ont été proposées et testées avec efficacité pour la détection du QRS ([Ruc'10, Din'02])

La section suivante présente l'algorithme de détection des complexe QRS proposé. Il se base sur décomposition du signal ECG en ondelette.

3.2.2. Principe de l'algorithme de détection des complexe QRS :

3.2.2.1 Principe de l'algorithme implémenté

La méthode que nous proposons pour la délimitation des complexes QRS se base sur une analyse multi-résolution par la transformée en ondelette, le schéma général des différentes étapes de l'algorithme développé est illustré dans la figure 3.12.

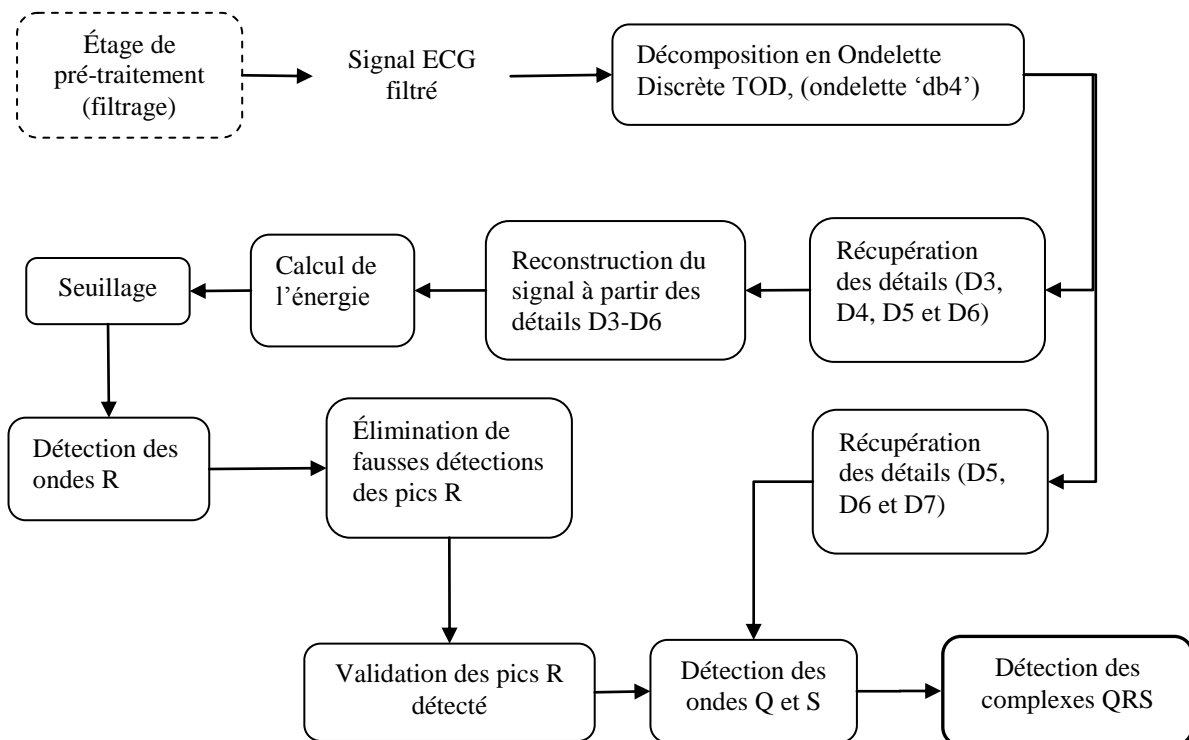


Figure 3.12. Schéma bloc du principe adopté dans l'algorithme de la détection du complexe QRS

Le signal ECG issu de l'étage de pré-traitement ou il est soumis à une opération de filtrage des différents bruits qui le contamine est décomposé en ondelette. Le choix de l'ondelette mère utilisée est d'une importance capitale dans les applications d'ondelettes.

En réalité, il n'existe pas un critère bien défini pour le choix de l'ondelette mère et ce choix dépend énormément de la nature de l'application et diffère d'une application à une autre.

Plusieurs travaux ([Dib'11][Balasubramaniam'2009]) sur l'analyse du signal ECG par ondelette ont constaté que la famille d'ondelette '*Daubechies*' et plus particulièrement l'ondelette '*db4*' est la mieux adaptée pour le traitement du signal ECG car sa forme présente une similitude avec le complexe QRS (comme illustrée dans la figure 3.5).

Ainsi dans la suite de ce travail, l'ondelette mère de Daubechies '*db4*' est choisie pour être utilisé pour la décomposition du signal ECG.

Le choix du niveau de la décomposition est aussi un paramètre à prendre en compte. Dans cet algorithme, nous avons décomposé le signal ECG à huit niveaux en se référant à un travail antérieur réalisé au niveau du laboratoire Génie biomédical GBM ([Dib'11]) qui montre que ce choix est judicieux puisqu'il permet de distinguer nettement le complexe QRS, les ondes P et T et la ligne de base.

Le principe adopté dans l'algorithme commence d'abord, par la détection des pics R du complexe QRS avec son amplitude qui prédomine signal ECG, puis les ondes Q et S sont détectées.

La figure 3.13 présente une partie du signal ECG du patient '100' dans sa version filtrée issue du de l'étage de prétraitement, par contre les huit détails de la décomposition en ondelette '*db4*' de ce signal sont illustrés dans la figure 3.14

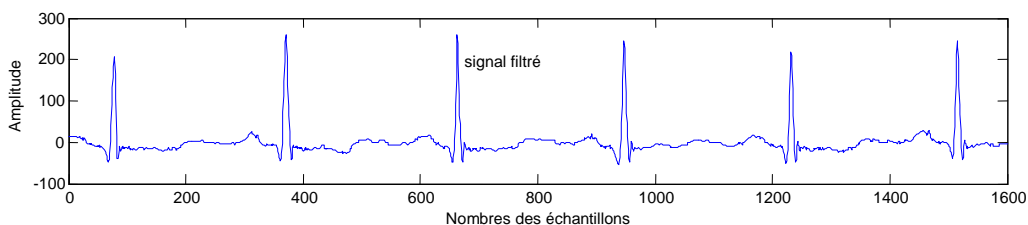


Figure 3.13 Signal ECG filtré du patient 100

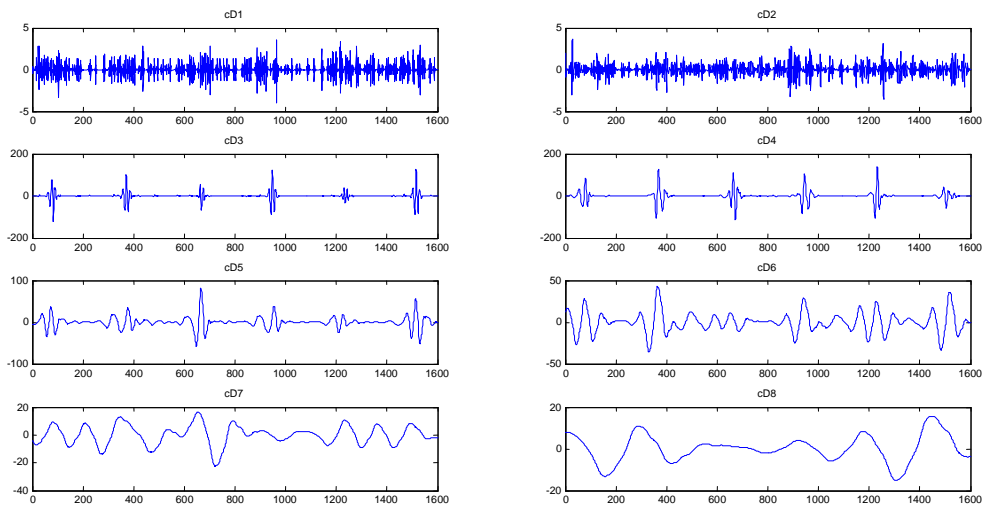


Figure 3.14 Les huit détails de décomposition du signal ECG du patient '100'

La détection du pic R

La détection de pic R est l'étape la plus importante lors de la détection du complexe QRS puisque la détection des autres ondes dépend de la fiabilité de cette première étape.

Afin de détecter ces pics R, les détails spécifiques aux complexes QRS seront sélectionnés.

Huit niveau de décomposition en ondelettes sont effectués sur le signal ECG pré-traité à l'aide de l'ondelette 'db4' (comme illustré dans la figure 3.14). Les détails D3-D6 sont conservés et tous les autres détails sont supprimés.

La reconstruction du signal est ainsi réalisée à partir des détails D3-D6, ceci permet de garder les complexes QRS dans le signal obtenu et d'éliminer les autres composants à basse et haute fréquence. Le signal résultant est illustré dans la figure 3.15.b.

Le signal obtenu est élevée au carré dans sa partie positive. Cette opération permet d'accentuer l'onde R et d'atténuer les autres ondes (comme illustré dans la figure.3.15.c). Un Seuillage adaptatif est effectué sur ce signal pour détecter le pic R.

En se basant sur l'impossibilité d'avoir deux battements cardiaques en moins de 0.25 seconde, une dernière étape d'élimination des pics R faussement détectées est effectuée avant de procéder à la validation des résultats de détection.

Le résultat final de détection des ondes R est illustré dans la figure 3.16

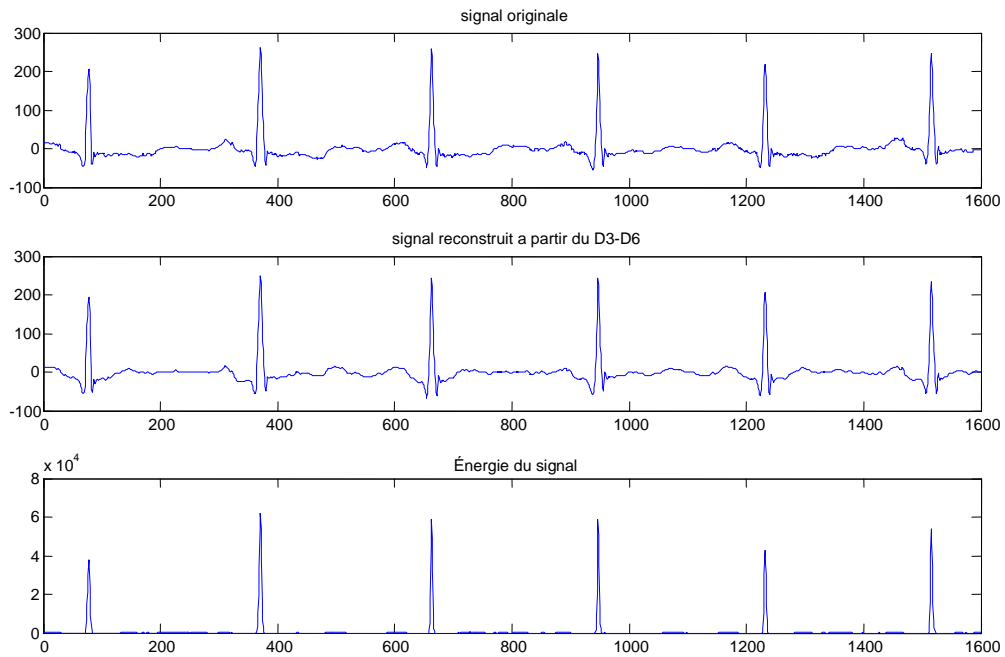


Figure.3.15 signal ECG (a), sa reconstruction a partir des détails D3-D6 (b) et son énergie (c)

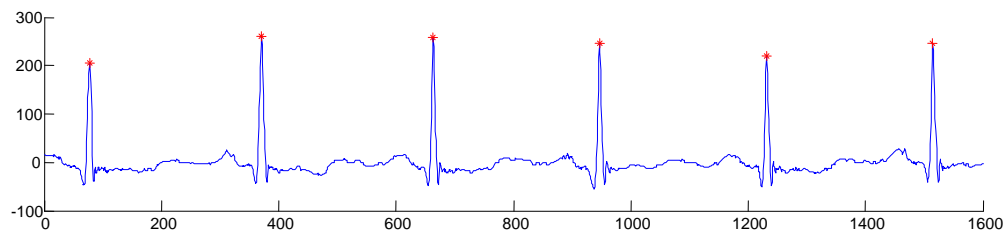


Figure.3.16 Détection des pics R

La détection des ondes Q et S

Une fois les pics R sont détectés, les points Q et S doivent être identifiés pour détecter le complexe QRS complètement. En général, les ondes Q et S ont une fréquence élevée, ils sont de faible amplitude et leurs énergies sont principalement à petite échelle [pal'10]. Pour cela, et afin de mettre plus en valeurs les ondes Q et S, les coefficients de décomposition de D5 à D7 sont conservés pour faire la reconstruction du signal (comme illustré dans la figure.3.17.a). Tous les autres détails du signal ont été retirés.

De plus, Les ondes Q et S sont des déflexions négatives qui se produisent de part et d'autre du pic R sur un intervalle maximal de 0,1 seconde d'une façon usuelle. L'onde à gauche noté Q est prise comme étant l'amplitude minimale qui précède le pic R et l'onde S l'amplitude minimale qui le suit.

Le résultat de détection des ondes Q et S est illustré dans la figure 3.17.b et 3.17.c respectivement.

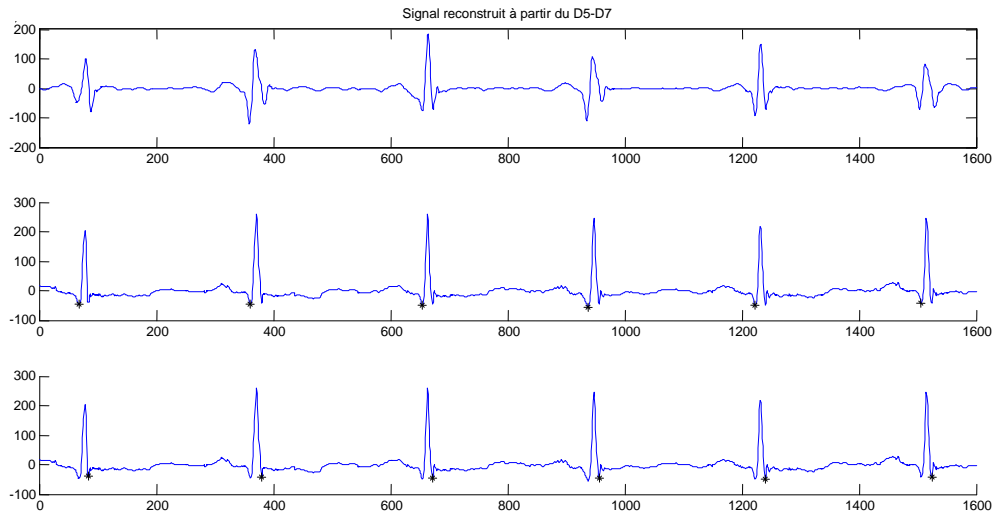


Figure.3.17. Reconstruction du Signal *a* partir des détails D5-D7 (a), détection de l'onde Q (b) et de l'onde S (c)

3.2.2.2 Analyse des Résultats Obtenus

Pour l'évaluation des résultats, les complexes QRS détectés sont comparés aux annotations associées à chaque battement de la base de données MIT-BIH.

Les performances de l'algorithme de détection sont évaluées en terme de :

- **TP** (*True Positive*) : nombre de QRS correctement détectés.
- **FP** (*False Positive*) : nombre de QRS faussement détectés
- **FN** (*False Négative*) : nombre de QRS non-détectés.

Pour mieux apprécier de la qualité de l'algorithme, nous avons calculé deux paramètres habituellement utilisées pour l'évaluation de la détection, que sont la prédictibilité positive ($P+$, %) et le taux d'erreur (TE, %) :

- La prédictibilité positive (Positive Predictivity), $P+$, ou la spécificité est donnée par

$$P + (\%) = \frac{TP}{TP+FP} * 100 \quad (3.3)$$

- Le taux d'erreur est donné par :

$$TE(\%) = \frac{FN+FP}{Nbt} * 100 \quad (3.4)$$

Avec *Nbt* : Nombre total des battements cardiaques

Les résultats de l'application de l'algorithme développé sur les différents signaux issus de la base de données universelle (MIT-BIH) sont résumés dans le tableau 3.1.

L'algorithme proposé a donné, au total, 248 FP et 763 FN ayant pour résultat un taux global de détection de 99,39% avec une erreur de 0,84%.

Noter que les différents taux de détection des enregistrements changent de 97% à 100% selon la qualité et la nature du signal ECG correspondant.

En outre, le résultat de la détection du complexe QRS appliqué sur le signal ECG de l'enregistrement '108' est illustré dans la figure 3.18. Ceci montre l'échec de détecter deux complexes QRS, en raison de leurs très faible amplitude ainsi que leur présence dans une déflexion brusque de la ligne de base (due a un artefact de mouvement). Ils sont considérés comme faux négatifs (FN).

De plus, la figure 3.19 montre un pic dans le même signal ECG (patient '108') détecté comme un battement alors qu'il ne l'est pas (faux positif FP), ceci est dû a son amplitude qui est de l'ordre de l'amplitude de l'onde R.

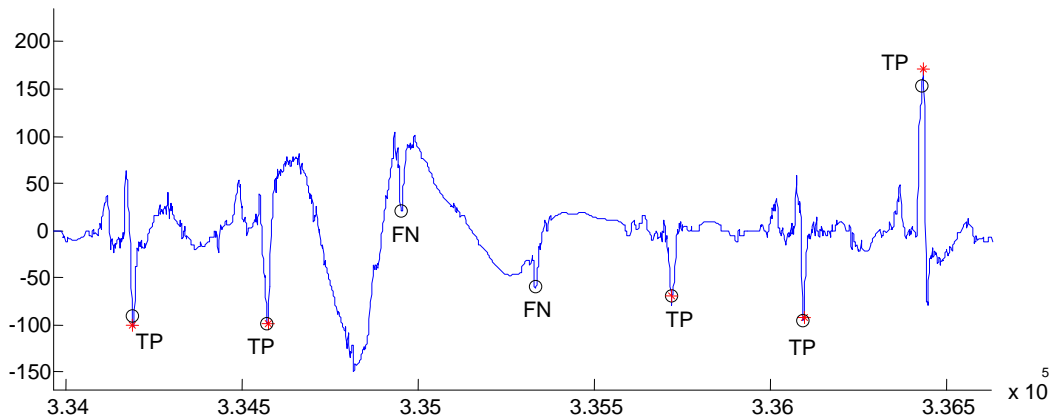


Figure 3.18. Détection des QRS sur le signal du patient '108', (FN : battement non détecté)
(o : annotation, * : détection de l'algorithme)

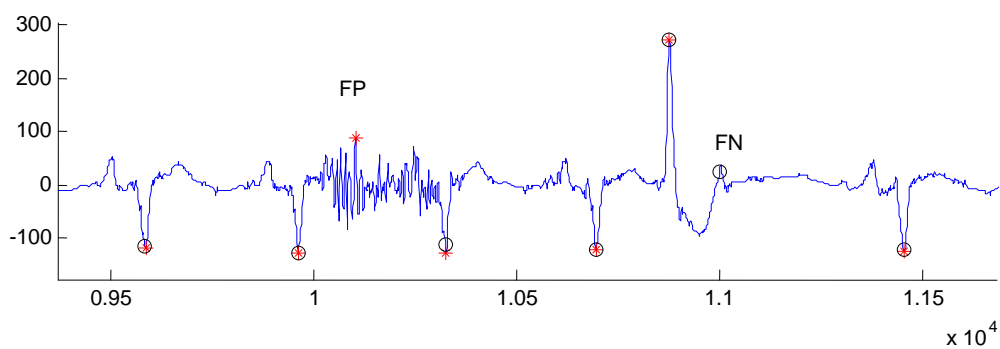


Figure 3.19. Détection des QRS sur le signal du patient '108', (FN : battement non détecté, FP :
battement non existant),
(o : annotation, * : détection de l'algorithme)

Par contre, Les figures 3.20, 3.21, 3.22 et 3.23 montrent le succès de la détection du complexe QRS dans des situations diverses et sur différents patients.

Tableau 3.1 Résultats d'évaluation de l'algorithme de détection du complexe QRS

Enregistrement	Nombre de bat.	Bat. détecté (TP)	Bat. non détecté (FN)	Faux positif (FP)	+P(%)	Erreur(%)
100	2273	2273	0	0	100	0,00
101	1873	1870	3	1	99,84	0,21
102	2191	2187	4	0	99,82	0,18
103	2090	2085	5	0	99,76	0,24
104	2310	2302	8	5	99,65	0,56
105	2690	2664	26	16	99,03	1,56
106	2097	2086	11	23	99,48	1,62
107	2139	2134	5	0	99,77	0,23
108	1831	1786	41	4	97,54	2,46
109	2535	2532	3	1	99,88	0,16
111	2132	2129	3	14	99,86	0,80
112	2549	2548	1	0	99,96	0,04
113	1795	1795	0	0	100,00	0,00
114	1889	1884	5	2	99,74	0,37
115	1961	1959	2	0	99,90	0,10
116	2420	2403	17	13	99,30	1,24
117	1538	1536	2	0	99,87	0,13
118	2300	2292	8	0	99,65	0,35
119	2090	2090	0	0	100,00	0,00
121	1875	1865	10	23	99,47	1,76
122	2428	2428	0	0	100,00	0,00
123	1518	1518	0	0	100,00	0,00
124	1633	1622	11	0	99,33	0,67
200	2791	2730	61	13	97,81	2,65
201	2014	1969	45	0	97,77	2,23
202	2145	2129	16	2	99,25	0,84
203	3106	3035	71	39	97,71	3,54
205	2671	2669	3	16	99,93	0,71
207	2384	2366	18	13	99,24	1,30
208	3039	2956	83	7	97,27	2,96
209	3050	3048	2	0	99,93	0,07
210	2684	2657	27	16	98,99	1,60
213	3293	3290	3	3	99,91	0,18
214	2295	2291	4	6	99,83	0,44
215	3399	3386	13	2	99,62	0,44
217	2279	2253	32	1	98,86	1,45
219	2311	2306	5	0	99,78	0,22
220	2068	2066	2	0	99,90	0,10
221	2461	2455	4	1	99,76	0,20
222	2605	2589	16	1	99,39	0,65
223	2643	2632	11	4	99,58	0,57
228	2140	2125	15	0	99,30	0,70
230	2465	2422	43	3	98,26	1,87
231	2010	1989	21	0	98,96	1,04
232	1815	1808	7	12	99,61	1,05
233	3151	3149	3	7	99,94	0,32
234	2763	2758	5	0	99,82	0,18
Total	109739	109066	675	248	99,39	0,84

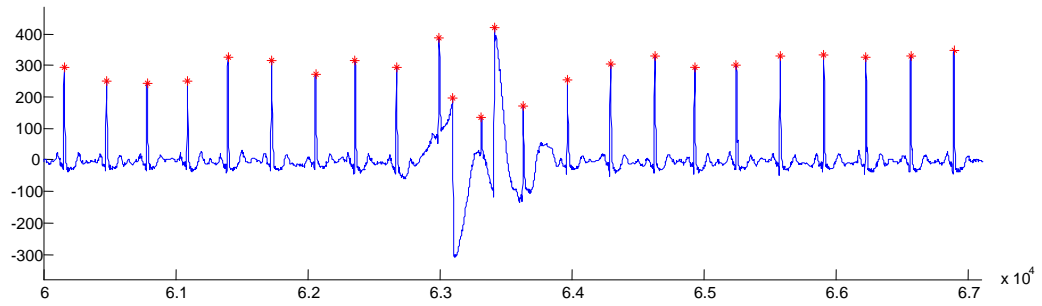


Figure 3.20. Détection des QRS sur le signal du patient '101', (une déviation brusque et courte de la ligne de base).

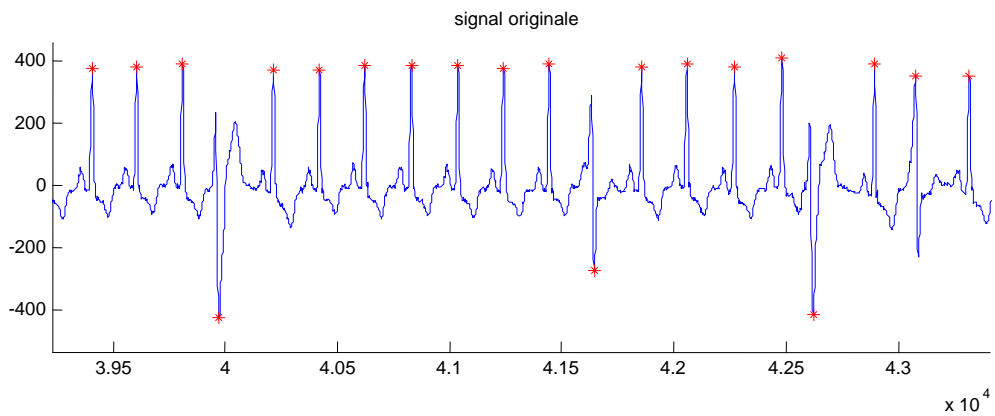


Figure 3.21. Détection des QRS sur le signal du patient '109', (des ondes R inversé, cas de l'extrasystole ventriculaire ESV)

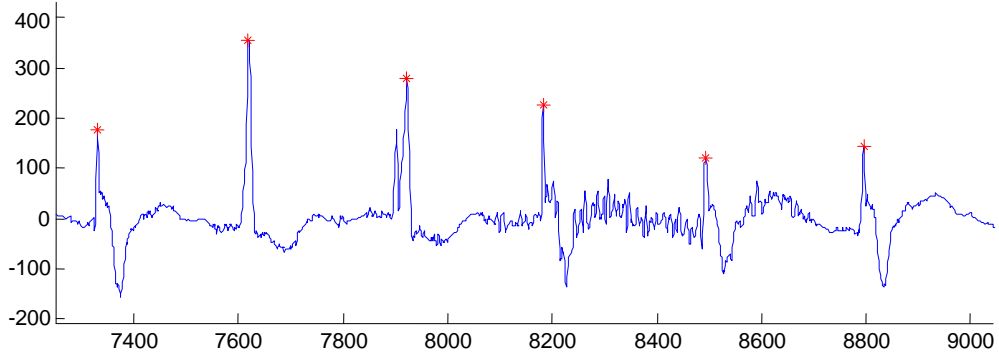


Figure 3.22. Détection des QRS sur le signal du patient '104', (des ondes R en double pic, et présence de bruit qui entache une partie du signal)

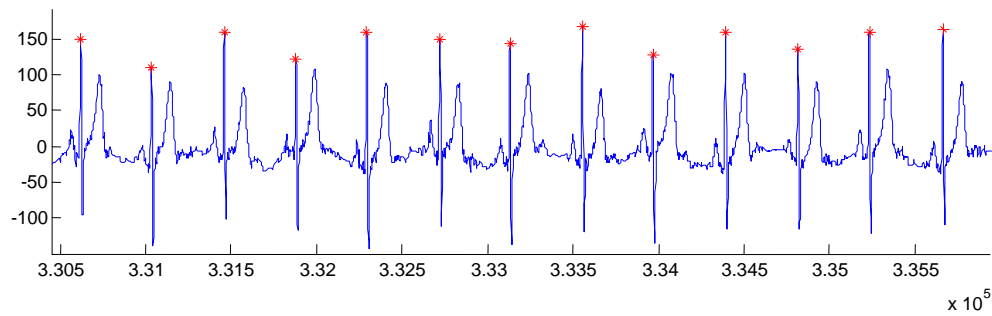


Figure 3.22. Détection des QRS sur le signal du patient '117', (des ondes T a forte amplitude comparable a l'onde R)

Afin de situer notre algorithme de détection du complexe QRS par rapport aux autres travaux dans la littérature, les performances de la qualité de détection sont comparées avec plusieurs algorithmes testés et validés sur la base MIT-BIH.

Ces algorithmes sont très variés et chacun d'entre eux se base sur une technique appropriée. Cette comparaison est résumée sur le tableau 3.2 ci-dessous.

Tableau 3.2 Comparaison des performances des algorithmes de détection du complexe QRS citées dans la littérature.

<i>Méthode</i>	<i>Description de la méthode</i>	<i>Sp (%)</i>
[Pan'85]	Approche dérivative basée sur le filtrage et l'analyse de la pente	99,30
[Ham'86]	Approche dérivative basée sur le filtrage en utilisant un processus optimisé de règle de décision	99,46
[Xue'92]	réseau de neurone basé sur un filtrage adaptatif	99,50
[Sai'12]	Utilisation de la distance métrique euclidienne avec un algorithme KNN (K-Nearest Neighbor)	99,81
[Cho'12]	Une multi décomposition en paquet d'ondelette	99,14
[Had'10]	Une décomposition modale empirique (EMD)	99,92
[Cri'04]	L'utilisation de seuillage adaptatif	99,65
[Gha'08]	Model mathématique basée sur la transformée en ondelette continue (TOC)	99,91
[Kry'88]	technique basée sur la prédiction temporelle récursive	99,00
[Meh'08]	Approche basée sur les SVM (Support Vector Machine)	99,75
[Gri'98]	Une transformation basée sur la durée et l'énergie	99,26
[Tra'93]	Approche basée sur la morphologie mathématique	99,38
Notre algorithme	Approche basée sur la décomposition en ondelette discrète et le calcul de l'énergie	99,39

Nous remarquons à partir des résultats présentés dans le tableau 3.2 que la totalité des algorithmes cités ont une bonne capacité de détection des complexes QRS, avec une spécificité qui dépasse les 99%.

Même si le taux de détection de l'algorithme que nous avons développé et implémenté n'est pas le meilleur, la méthode proposée donne un résultat satisfaisant et compétitif avec une spécificité de (99,39%) et peut être considérée comme un outil performant pour la détection des complexes QRS dans le signal ECG.

Conclusion

Pour réaliser une bonne reconnaissance automatique des battements cardiaques, il est nécessaire de faire une étape de traitement du signal ECG en vue d'une caractérisation des différents battements. Ce chapitre a présenté la phase de prétraitement du signal ECG ainsi que l'algorithme de détection des complexes QRS basé sur la décomposition en ondelette discrète.

L'algorithme a été testé sur la base de données universelle MIT-BIH, et les résultats obtenus ont été évalués par une comparaison avec d'autres algorithmes dans la littérature.

La comparaison était faite vis-à-vis des taux de détection des complexes QRS à travers le paramètre spécificité (Sp).

L'algorithme est alors exploité dans la suite de ce travail pour la caractérisation des battements cardiaques en vue d'une classification. L'approche adoptée est basée sur les réseaux de neurones et les réseaux d'ondelettes.

Chapitre IV

*Etude et description du
réseau d'ondelettes*

Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons la théorie des réseaux d'ondelettes que nous avons implémenté dans le cadre ce travail en vue d'une classification automatique des battements cardiaques. D'abord une étude approfondie sur les réseaux de neurones est présentée suivie d'une étude décrivant la manière avec laquelle les fonctions d'ondelettes seront utilisés comme fonction d'activation dans ces réseaux de neurones.

4.1. Notions de base sur les réseaux de neurones

4.1.1. Présentation

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) se sont développés à partir de l'hypothèse que le comportement intelligent émerge de la structure et du comportement des éléments de base du cerveau que sont les neurones biologiques.

Un réseau de neurones est un modèle de calcul dont la conception est très schématiquement inspirée du fonctionnement des vrais neurones biologiques.

Les réseaux de neurones ont été étudiés depuis les années 40 [McC'43]. Les idées de base de cette technique viennent de la recherche cognitive, d'où vient le nom "réseau de neurones".

La technique intéressait beaucoup de chercheurs à cette époque, mais beaucoup de cet intérêt disparaît après un article de Minsky et Papert [Min'69], qui montrait l'impossibilité de réaliser le OU exclusif avec les réseaux de neurones existants.

La recherche était finalement relancée au début des années 80 après un quasi-oubli d'une vingtaine d'années. La cause de l'intérêt soudain était l'apparition de nouvelles architectures de réseaux de neurones. Entre autres la possibilité de construire des réseaux en plusieurs couches était importante, car elle permettait notamment de résoudre le fameux problème du OU exclusif.

4.1.2. Neurone artificiel et neurone biologique

Les réseaux de neurones artificiels représentent une tentative de modélisation mathématique de cerveau humain. Les premiers travaux datent de 1943 et sont proposés par les deux neurologues Warren McCulloch et Walter Pitts [McC'43]. Ils présentent un modèle assez simple pour les neurones biologiques.

4.1.2.1. Neurone biologique

Le modèle biologique illustré dans la figure 4.1 décrit un modèle simple du neurone biologique qui a servi à la mise en place des premiers neurones formels.

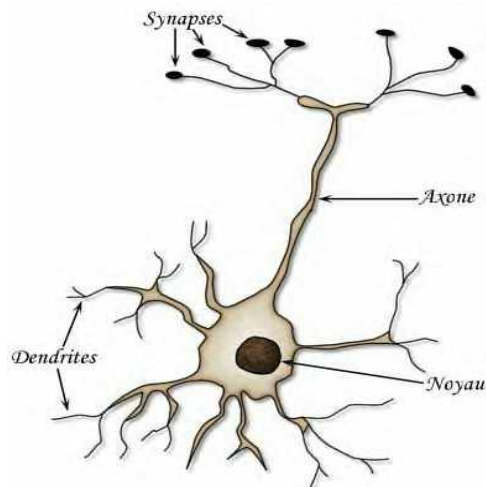


Figure 4.1. Neurone biologique

Dans le cerveau, les neurones sont reliés entre eux par l'intermédiaire d'axones et de dendrites. Ce sont des sortes de filaments qui permettent de véhiculer des messages depuis un neurone vers un autre. Les dendrites représentent les entrées du neurone et son axone sa sortie.

Un neurone émet un signal en fonction des signaux qui lui proviennent des autres neurones. On observe au niveau d'un neurone un ensemble de signaux reçus au cours du temps. Quand la somme dépasse un certain seuil, le neurone émet à son tour un signal électrique [McC'43].

Les synapses permettent la transmission des signaux entre l'axone et les dendrites.

Quand un signal arrive au niveau de ces jonctions, un autre signal électrique est émis de l'autre côté. En fait, suivant le type de la synapse, l'activité d'un neurone peut renforcer ou diminuer l'activité de ses voisins. On parle ainsi de synapse excitatrice ou inhibitrice [McC'43].

4.1.2.2. Neurone artificiel (formel)

Un neurone formel est une simple unité de traitement (simple processeur), qui regroupe les caractéristiques et le fonctionnement d'un neurone biologique décrit dans le paragraphe précédent. Il est introduit pour la première fois par Mc Culloch et Pitts [McC'43].

En s'appuyant sur les propriétés des neurones biologiques connues à cette époque, issues d'observations neurophysiologiques et anatomiques, McCulloch et Pitts proposent un modèle simple de neurone formel. Il s'agit d'un neurone binaire, c'est-à-dire dont la sortie vaut 0 ou 1.

Pour calculer cette sortie, le neurone effectue une somme pondérée de ses entrées (qui, en tant que sorties d'autres neurones formels, valent aussi 0 ou 1) puis applique une fonction d'activation à seuil : si la somme pondérée dépasse une certaine valeur, la sortie du neurone est 1, sinon elle vaut 0. La figure 2.2 montre la structure d'un neurone artificiel.

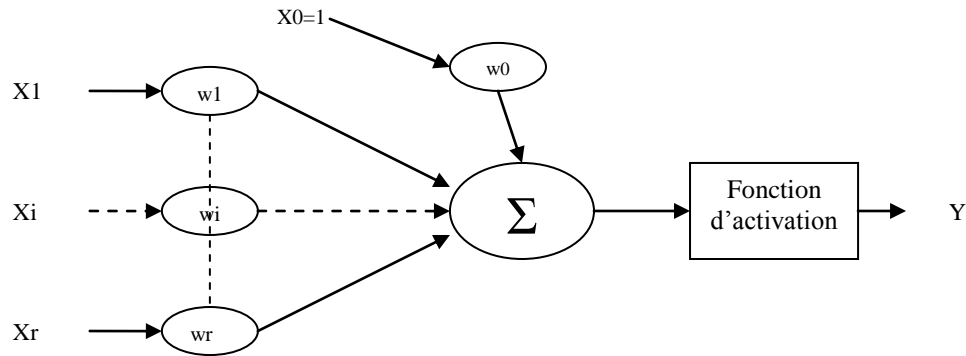


Figure 4.2. Neurone artificiel

Chaque neurone reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de plusieurs neurones.

A chacune de ces entrées est associée un poids ' W_i ' abréviation de Weight (poids en Français) représentatif de la force de la connexion. Chaque neurone élémentaire est doté d'une fonction de transfert (fonction d'activation) qui donne une sortie unique ' Y ', et se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones avals.

Ainsi la sortie Y est calculée en deux étapes :

- Le calcul de la somme pondérée des X_i
- Une fonction f appliquée au résultat de cette somme

$$Y = f\left(w_0 + \sum_{i=1}^r w_i X_i\right) = f\left(\sum_{i=0}^r w_i X_i\right) \quad (4.1)$$

Pour le model proposé par Mc Culloch et Pitts, la fonction d'activation f est une fonction seuil comme le neurone biologique. (Voir tableau 4.1) [McC'43].

Pour des considérations théoriques, le neurone de Mc culloch et Pitts a été généralisé de différentes manières, en choisissant d'autres types de fonctions d'activation.

Les plus courantes sont présentées sur le tableau 4.1, avec leurs équations mathématiques.

Tableau 4.1 Les fonctions d'activation

Catégorie	Type	Equation	Allure
Seuil	Binaire (fonction de Heaviside)	$f(x) \begin{cases} 0 \text{ si } x < 0 \\ 1 \text{ si } x \geq 0 \end{cases}$	
	Signe	$f(x) \begin{cases} 1 \text{ si } x > 0 \\ -1 \text{ si } x \leq 0 \end{cases}$	
Linéaire	Identité	$F(x)=x$	
Linéaire	Linéaire positif	$f(x) \begin{cases} 1 \text{ si } x < 0 \\ x \text{ si } x \geq 0 \end{cases}$	
	Saturé positif	$f(x) \begin{cases} 0 \text{ si } x < 0 \\ 1 \text{ si } x \geq 1 \\ x \text{ si non} \end{cases}$	
	Saturé symétrique	$f(x) \begin{cases} -1 \text{ si } x \leq -1 \\ 1 \text{ si } x \geq 1 \\ x \text{ si non} \end{cases}$	
Non linéaire	Logistique (sigmoïde)	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
	Tan-sigmoïde (tanh)	$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1$	

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

4.1.3. Architectures des réseaux de neurones

Un seul neurone élémentaire est limité en application, en effet un neurone réalise une simple fonction sur la somme pondérée de ses entrées. L'intérêt des neurones artificiels réside dans les propriétés qui résultent de leur association dans une structure.

Cette association de plusieurs neurones formels constitue un réseau de neurones. Le comportement collectif ainsi obtenu permet de réaliser des fonctions d'ordre supérieur par rapport à la fonction élémentaire réalisé par un seul neurone.

Dans un tel réseau, les entrées d'un neurone sont soit les entrées du réseau globale, soit les sorties d'autres neurones.

Suivant la logique d'interconnexion choisie, les réseaux de neurones se distinguent en deux grandes familles : (Figure 4.3)

- Les réseaux non bouclés (statique)
- Les réseaux bouclés (dynamique)

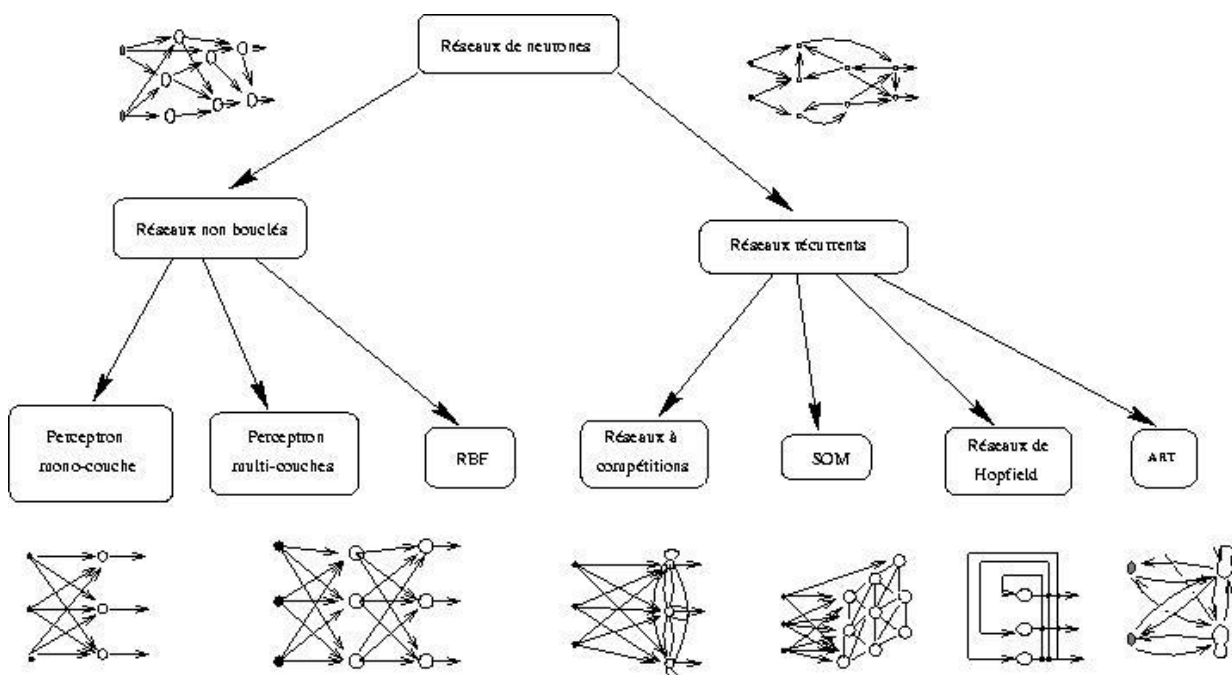


Figure 4.3. Schéma général des différentes topologies des réseaux de neurones

A. Les Réseaux non bouclés "FEED-FORWARD"

Ils sont appelés aussi réseaux de type perceptron ou réseaux statiques, ce sont des réseaux dans lesquels l'information se propage de couche en couche sans possibilité de retour en arrière.

A.1. Les Perceptrons

Le perceptron monocouche

C'est historiquement le premier RNA, c'est le perceptron de Rosenblatt [Ros'59]. C'est un réseau simple, puisque il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il est inspiré du système visuel et de ce fait a été conçu dans un but de reconnaissance des formes. Cependant, il peut aussi être utilisé pour faire de la classification et pour résoudre des opérations logiques simples (tel "ET" ou "OU"). Sa principale limite est qu'il ne peut résoudre que des problèmes linéairement séparables.

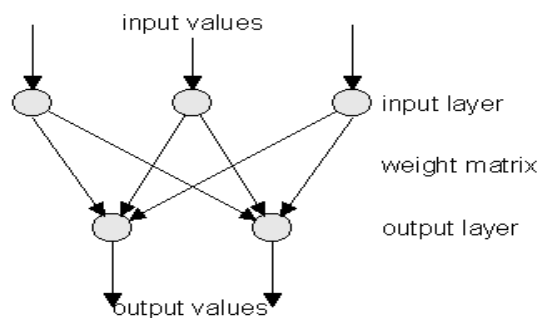


Figure 4.4 Perceptron de rosenblatt

Le perceptron multicouche

C'est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante (excepté pour les couches d'entrée et de sortie) et il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseaux sont principalement les fonctions à seuil ou sigmoïdes. Il peut résoudre des problèmes non linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués, et notamment le fameux problème du XOR (ou exclusif). Il suit aussi un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur.

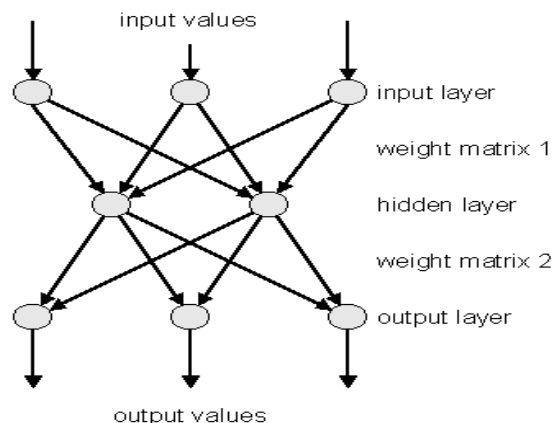


Figure 4.5 Perceptron multicouche

A.2. Les réseaux à fonction radiale (RBF)

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

B. Les Réseaux bouclés "FEED-BACK"

Les réseaux bouclés sont appelés aussi réseaux récurrents ou réseaux dynamiques, ce sont des réseaux dans lesquels il y a retour en arrière de l'information.

B.1. Les réseaux de Hopfield

Ces réseaux sont des réseaux récurrents, un peu plus complexes que les perceptrons multicouches. Chaque nœud est connecté à tous les autres et les changements de valeurs de nœuds s'enchaînent en cascade jusqu'à un état stable. Ces réseaux sont bien adaptés à la reconnaissance de formes. [Hop'87]

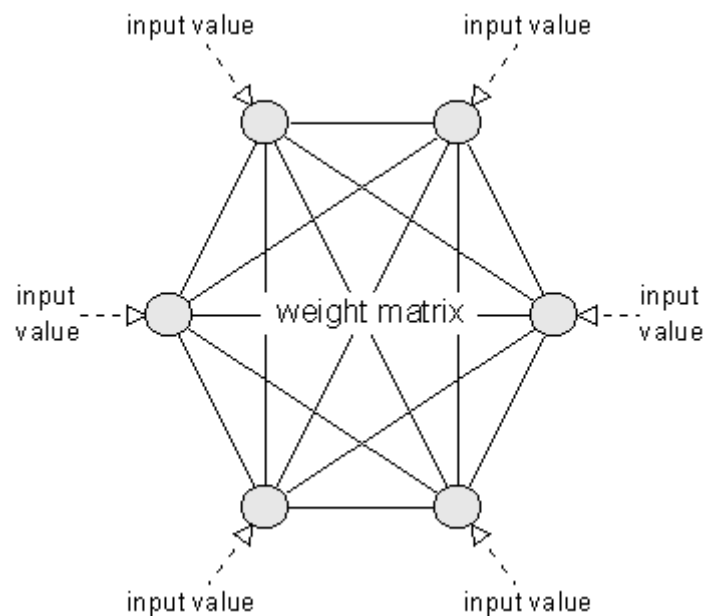


Figure 4.6. Réseau de Hopfield

B.2. Les cartes auto organisatrices de Kohonen

Contrairement aux réseaux de Hopfield où les neurones sont modélisés de la façon la plus simple possible, on recherche ici un modèle de neurones plus proche de la réalité. Ces réseaux sont inspirés des observations biologiques du fonctionnement des systèmes nerveux de perception des mammifères [Koh'90].

Un réseau de Kohonen est constitué:

- Une couche d'entrée: Tout individu à classer est représenté par un vecteur multidimensionnel (le vecteur d'entrée). A chaque individu est affecté un neurone qui représente le centre de la classe.
- Une couche de sortie (ou couche de compétition) : Les neurones de cette couche entrent en compétition. Seuls les meilleurs gagnent

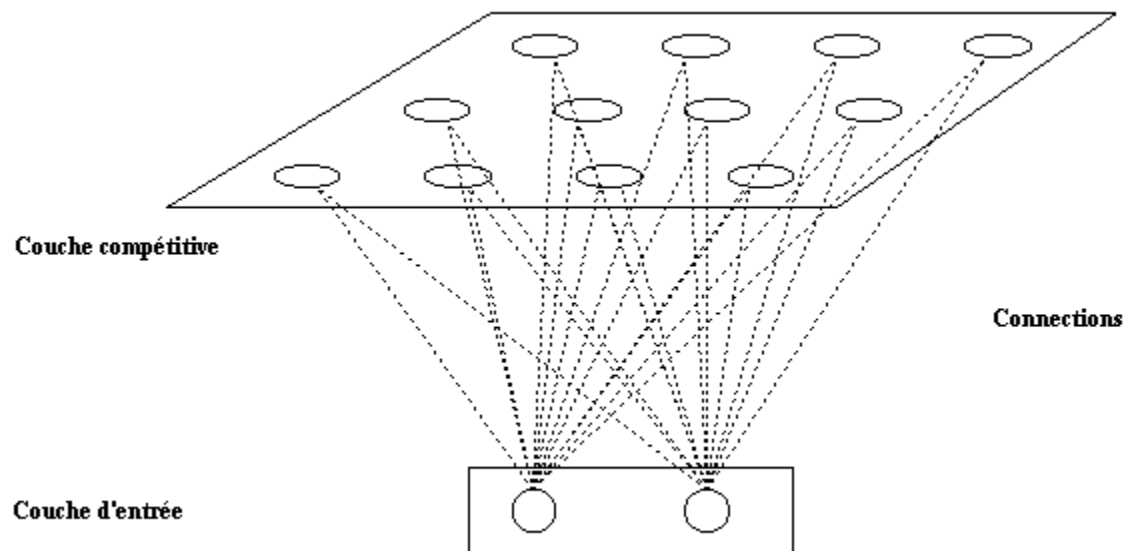


Figure 4.7. Réseau de Kohonen

B.3. Les ART (Adaptive Resonance theory)

Le principe général du modèle ART conçu par Carpenter et Grossberg est de créer un système d'apprentissage autonome capable de réunir adaptation et stabilité (compromis à effectuer entre plasticité et rigidité synaptique). Le problème d'un système trop plastique est qu'il peut apprendre des informations même si elles ne sont pas pertinentes ou oublier des informations apprises. A l'inverse, un système trop rigide empêche tout apprentissage.

La résolution de ce dilemme entre plasticité et stabilité est donc centrale à toute recherche visant à comprendre ou créer un système capable d'apprendre de manière autonome. Une description complète des équations régissant le modèle ART peut être trouvée dans [Gro'88] [Gro'91].

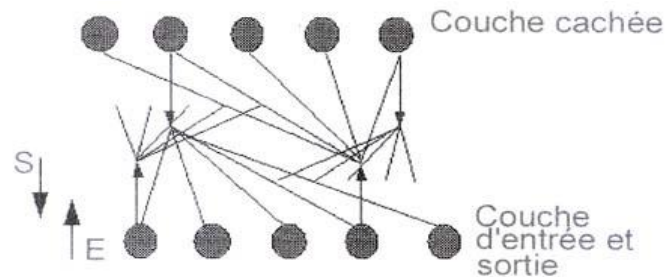


Figure 4.8 Réseau ART

4.1.4. Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est le but principal du développement de modèles à base des réseaux de neurones. Il est réalisé par la modification des poids de connexion du réseau (les poids synaptiques w_i), généralement par des algorithmes spécifiques, afin d'obtenir des valeurs optimales appropriées à ces poids.

A la fin de cette opération on converge vers un fonctionnement de réseau, le plus possible adapté au problème qu'on désire résoudre, tout en fournissant un certain nombre d'exemples d'apprentissage (base d'apprentissage).

La base d'apprentissage pour un réseau est constituée de N exemples, chacun d'entre eux est composé d'un vecteur d'entrées. Pour un problème de classification (comme notre cas) la sortie est un scalaire qui désigne la classe de sortie pour un vecteur d'entrées donné.

Suivant la règle utilisé pour l'apprentissage, on distingue trois principaux types d'apprentissages :

- L'apprentissage non supervisé.
- L'apprentissage supervisé.
- L'apprentissage par renforcement

4.1.4.1. L'apprentissage non supervisé

Appelé aussi classification automatique ou apprentissage sans professeur, ce type d'apprentissage est utilisé dans le cas où on dispose d'une base d'apprentissage dont les classes de sorties sont inconnues [Dre'02].

Le réseau doit détecter des points communs aux exemples présentés, par la modification des poids, afin de fournir la même sortie pour des entrées aux caractéristiques proches.

L'apprentissage non supervisé est bien adapté à la modélisation des données complexes (images, sons, ...), généralement des données symboliques [Bou'91], où l'on possède des règles moins précises qui gouverne le comportement de systèmes à modéliser par les réseaux de neurones.

4.1.4.2. L'apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé nécessite des exemples d'apprentissage qui sont constitués de couples : (vecteur d'entrée, valeur de sortie désirée) (base d'apprentissage).

Dans ce type d'apprentissage, le réseau s'adapte par comparaison entre le résultat qu'il a calculé (la sortie réelle), en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie (la sortie désirée). Ainsi, le réseau va se modifier (modification des poids synaptique w_i) jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie, c'est-à-dire celle attendue, correspondante à une entrée donnée.

4.1.4.3. L'apprentissage par renforcement

L'apprentissage est de type par 'renforcement' lorsque le réseau de neurones interagit avec l'environnement. L'environnement donne une récompense pour une réponse satisfaisante du réseau et assigne une pénalité dans le cas contraire. Le réseau doit ainsi découvrir les réponses qui lui donnent un maximum de récompenses.

Le choix d'utiliser telle ou telle architecture de réseau de neurones, tel ou tel type d'apprentissage dépend de l'application mais aussi des capacités de traitement du système sur lequel ces architectures vont être implantées.

4.2. Les Réseaux d'ondelettes

Les réseaux de neurones vus précédemment et les fonctions d'ondelettes vues dans le deuxième chapitre peuvent être combinés dans un même système dit réseau d'ondelette. Un lien entre les deux techniques à été établi par différentes manières et par plusieurs auteurs.

Un réseau d'ondelettes consiste généralement en un réseau de neurones non-bouclé (feed-forward), avec une couche cachée, dont les fonctions d'activation sont tirées d'une famille d'ondelettes.

Le réseau d'ondelette a été conçu initialement pour résoudre des problèmes d'estimation des fonctions. Etant donné une série de valeurs observées d'une fonction non linéaire, un réseau d'ondelettes peut être formé pour apprendre la modélisation de cette fonction, et donc de calculer une valeur attendue pour une entrée donnée.

4.2.1. Réseau d'ondelettes dans la littérature

Un rapprochement entre la théorie des ondelettes et les réseaux de neurones est proposé pour la première fois par Daugman dans [Dau'88]. L'auteur a utilisé une décomposition basée sur les fonctions de Gabor, pour la compression d'images. Cette compression est accomplie par une technique basée sur les réseaux de neurones, et qui permet de trouver des coefficients minimisant un certain critère d'erreur. La notion d'ondelettes dans cette technique tient au fait que les fonctions de base de ce réseau de neurones sont des versions dilatées et translatées de fonctions de Gabor. Cependant, la fonction de Gabor ne peut être considérée comme une fonction d'ondelette car elle ne vérifie pas la condition d'admissibilité. Le rapprochement est donc surtout une analogie, et aucune technique relative à la décomposition en ondelettes n'est mise en œuvre.

Les premiers travaux rassemblant la décomposition en ondelettes et une implémentation sous forme de réseaux de neurones, sont dus à Pati et Krishnaprasad [Pk'91]. Dans ce travail, les auteurs ont utilisé une ondelette construite à partir d'une superposition de fonctions sigmoïdes pour la modélisation des fonctions vectorielles.

Bakshi et Stephanopoulos [Bs'93] utilisent des familles d'ondelettes orthonormales pour construire leur réseau neuronal, dénommé *WaveNet*. Ils s'appuient sur la théorie de l'analyse multirésolution, en utilisant les résultats de Mallat [Mal'89]. Certaines cellules de la couche cachée utilisent comme fonction de transfert des fonctions d'échelle, elles fournissent une approximation à une certaine résolution. Cette méthode à été appliquée avec succès pour la prévision des séries temporelles chaotiques ainsi que pour le diagnostic des pannes à partir

des mesures physiques.

Les réseaux d'ondelettes sont devenus plus populaires avec le travail de Zhang et al. ([Zha'92]), où les auteurs ont proposé une architecture de réseau de neurones dont les neurones de la couche cachée utilisent des fonctions d'ondelettes. Le réseau implémenté par Zhang et al. utilise un algorithme d'apprentissage appliqué à l'ensemble des paramètres du réseau, ainsi les coefficients de dilatation et de translation ne sont en effet pas déterminés par une sélection avant apprentissage mais sont entièrement déterminés après cette phase.

Cette technique proposée par Zhang et al. a rencontré un grand succès, et depuis, elle a été adoptée par différents auteurs dans plusieurs travaux et dans plusieurs domaines, par exemple l'identification des systèmes spatio-temporels [Wei'10], l'estimation des séries temporelles des données de pollution [Zar'11], la modélisation statique et dynamique de processus [Ous98], la modélisation d'un réchauffeur d'air solaire [Hik'09] et la commande robuste de la ligne de transmission ferme de dégivrage des robots manipulateurs [Shu'12] etc.

Pour une étude complète des propriétés des réseaux d'ondelettes, le lecteur peut se référer à la thèse de Richard Barron dans laquelle il a présenté une contribution très complète à l'étude de ces types de réseaux [Bar'97].

4.2.1.1. Principe générale du réseau d'ondelettes

Le réseau d'ondelettes a été introduit par Zhang et Benveniste en 1992 [Zha'92] comme une alternative aux réseaux de neurones non-bouclés (feed-forward) pour l'approximation arbitraire des fonctions non linéaires.

Zhang et Benveniste ont décrit une structure de réseaux d'ondelettes permettant la modélisation paramétrique de fonctions multidimensionnelles $g(x)$, selon l'expression :

$$\hat{g}_l(x) = \sum_{l=1}^L w_l \cdot \psi(D_l \cdot R_l \cdot (x - T_l)) + \bar{g} \quad (4.2)$$

Avec :

L est le nombre de neurones sur la couche d'entrée,

D_l , R_l et T_l désignent les transformations affines appliquées au vecteur x avant traitement par l'ondelette mère dans le neurone d'indice l ,

Et \bar{g} est la composante continue (valeur moyenne) de l'approximation.

Le vecteur p regroupe tous les paramètres du réseau d'ondelettes, à savoir les poids w_l , les coefficients des transformations affines et \bar{g} .

Le paramètre p est ajusté par un algorithme itératif d'optimisation, qui vise à minimiser le résidu :

$$\rho(p) = \sum_x (g(x) - \hat{g}_p(x))^2 \quad (4.3)$$

Pour toutes les valeurs disponibles de l'entrée x .

4.2.2. Modèle du réseau d'ondelette

Lorsque nous traitons des problèmes de modélisation ou de classification, il est souvent fréquent d'avoir affaire à des entrées multi-variables, et pour cela il est nécessaire d'utiliser des ondelettes multidimensionnelles dont l'expression est donnée par :

$$\Psi_j(x) = \prod_{k=1}^N \psi(z_{jk}) \quad \text{avec } z_{jk} = \frac{x_k \pm b_{jk}}{a_{jk}} \quad (4.4)$$

Où x_k est la k -ième composante du vecteur d'entrée x , et z_{jk} la composante centrée par b_{jk} et dilatée d'un facteur a_{jk}

Une ondelette multidimensionnelle est définie comme le produit d'ondelettes monodimensionnelles, on dit aussi que les ondelettes sont séparables.

Les neurones cachés d'un réseau d'ondelettes peuvent être considérés comme des ondelettes multidimensionnelles et elles peuvent être représentées d'une manière analogue avec les neurones classiques par la forme illustrée dans la figure 4.9 suivante [Ous'98] :

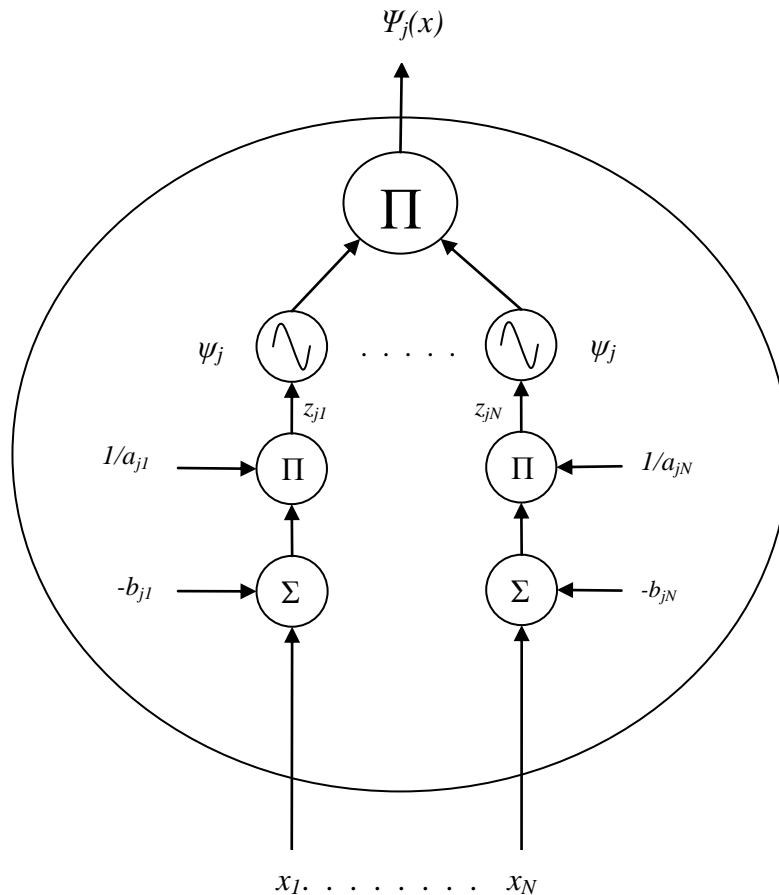


Figure 4.9 Un modèle qui représente graphiquement une ondelette multidimensionnelle

Le réseau d'ondelettes peut être considéré comme constitué de trois couches. Une première couche avec N entrées qui représentent le nombre des échantillons du vecteur d'entrée, une couche cachée constituée par L neurones avec de fonctions d'ondelettes multidimensionnelles utilisées comme des fonctions d'activation et un neurone sommateur (ou neurone linéaire) de sortie qui aura le rôle de recevoir la totalité des différentes sorties pondérées des ondelettes multidimensionnelles de la couche précédente. Les neurones d'une couche sont connectés à tous les neurones de la couche suivante, et à celles-ci uniquement. La propagation des valeurs se fait dans le sens 'feedforward' c'est-à-dire de la couche d'entrée vers la couche de sortie.

Cette architecture est donc tout à fait comparable aux réseaux de neurones utilisant des fonctions sigmoïdes. Elle présente également une similitude avec l'architecture des réseaux de neurones à fonction de base radiale (réseaux RBF) vus précédemment.

La principale ressemblance entre les réseaux de neurones à fonctions dorsales, étudiés dans la première partie du présent chapitre, et les réseaux d'ondelettes, réside dans le fait que les deux réseaux calculent une combinaison linéaire, à paramètres ajustables.

Les différences essentielles entre ces deux types de réseaux sont les suivantes :

- Contrairement aux fonctions dorsales, les ondelettes sont des fonctions qui décroissent rapidement, et tendent vers zéro dans toutes les directions de l'espace. Elles sont donc locales si le coefficient de dilatation a_j est très petit.
- Contrairement aux fonctions dorsales, la forme de chaque ondelette monodimensionnelle est déterminée par deux paramètres ajustables (translation et dilatation) qui sont des paramètres structurels de l'ondelette.
- Chaque ondelette monodimensionnelle possède deux paramètres structurels, donc, pour chaque ondelette multidimensionnelle, le nombre de paramètres ajustables est le double du nombre de variables.

La représentation graphique du principe général adopté dans un réseau d'ondelettes est illustrée dans le schéma de la figure 4.10

Avec :

y : la sortie finale du réseau d'ondelette

x : $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ vecteur d'entrée

w : $\{w_{jk}, w_j\}$ les poids synaptique du réseau

Ψ : $\{\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_L\}$ ondelette multidimensionnelle

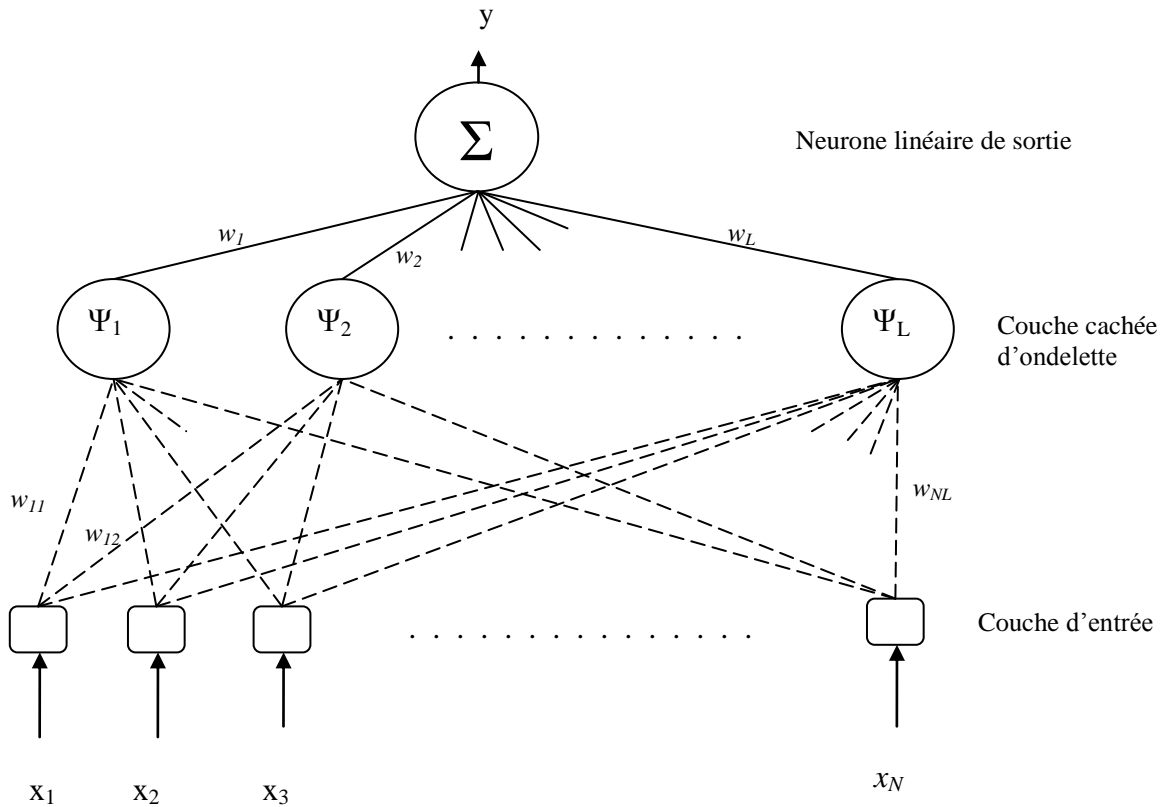


Figure 4.10 Représentation graphique du principe général d'un réseau d'ondelettes

Les réseaux d'ondelettes sont considérés comme des réseaux de fonctions non linéaires paramétrées, où le vecteur θ_i est le vecteur de paramètres du réseau qui est constitué par les paramètres de translations et de dilatations de l'ondelette multidimensionnelle ainsi que les poids synaptiques.

Pour le type de la fonction d'ondelette, plusieurs choix d'ondelettes sont possibles. En effet, plusieurs familles d'ondelettes existent comme déjà vu dans le chapitre 2. Une étude empirique pour le choix du type de la fonction d'ondelette choisie sera effectuée dans le chapitre suivant lors de l'implémentation du réseau d'ondelette en vue d'une reconnaissance des battements cardiaque.

4.3 Apprentissage des réseaux d'ondelettes

L'apprentissage des réseaux d'ondelettes est de type supervisé, il fait appel à des exemples parfaitement annotés (une base d'apprentissage).

Soit une base d'apprentissage constituée de D exemples, chaque exemple n étant constitué d'un vecteur $x_n(k)$ appliqué aux entrées du réseau d'ondelette, et du vecteur ' $d_n(k)$ ' des valeurs désirées correspondantes pour les sorties, le valeur de ' $y_n(k)$ ' correspond à la sortie réelle du réseau qui correspond à l'entrée ' $x_n(k)$ '.

L'apprentissage d'un réseau d'ondelettes est défini comme un problème d'optimisation qui consiste à identifier les paramètres du réseau minimisant une fonction d'erreur globale (fonction de coût).

Les paramètres du réseau peuvent être divisés en deux classes :

- les paramètres structurels des fonctions d'ondelette, c'est-à-dire les translations et les dilatations.
- les poids synaptiques du réseau.

La définition de cette fonction de coût est primordiale, car celle-ci sert à mesurer l'écart entre les sorties désirées du modèle et les sorties du réseau observées.

La fonction la plus couramment utilisée est la fonction dite fonction d'erreur quadratique, dont la définition est la suivante :

Pour chaque exemple $x_n(k)$ ($n \in D$) de la base d'apprentissage, on calcule une fonction d'erreur quadratique définie par l'équation suivante:

Dans un cas général, on suppose aussi que le réseau d'ondelette possède un nombre ' R ' de neurones de sortie.

$$e(n) = \frac{1}{2} \sum_{r=1}^R (d_r(n) - y_r(n))^2 \quad (4.5)$$

Avec :

$r = 1 \dots R$: nombre de neurone de sortie

$n = 1 \dots D$: nombre d'exemples d'apprentissage

$k = 1 \dots N$: nombre de neurone d'entrée (longueur du vecteur d'entrée)

$j = 1 \dots L$: nombre de neurone caché

Pour tout l'ensemble d'apprentissage D on peut définir la fonction de coût (appelée aussi l'erreur quadratique moyenne EQM) :

$$E(n) = \frac{1}{D} \sum_{n=1}^D e(n) \quad (4.6)$$

Le principe de l'algorithme d'apprentissage est de calculer la contribution des paramètres du réseau à la minimisation de cette erreur en utilisant le principe de retropropagation de cette erreur.

La technique d'optimisation utilisée nécessite le calcul du vecteur gradient de la fonction de coût par rapport au vecteur des paramètres ajustables. Son expression est donnée par l'équation suivante :

$$\frac{\partial E}{\partial \theta} = - \sum_{n=1}^D e(n) \frac{\partial y(n)}{\partial \theta} \quad (4.7)$$

θ est le vecteur regroupant l'ensemble des paramètres ajustables :

$$\theta: \{a_{jk}, b_{jk}, w_j, w_{jk}\}, \quad j = 1 \dots L, \quad k = 1 \dots N \quad (4.8)$$

Où $\frac{\partial y(n)}{\partial \theta}$ est la valeur du gradient de la sortie réelle du réseau par rapport aux paramètres θ

La dérivée partielle de l'erreur globale par rapport à chaque paramètre est effectuée en utilisant les équations suivantes :

$$\frac{\partial E}{\partial w_j} = - \sum_{n=1}^D e(n) \cdot \Psi_j(z_{jk}) \quad (4.9)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = - \sum_{n=1}^D e(n) \cdot w_j \cdot \frac{\partial \Psi_j(z_{jk})}{\partial w_{jk}} \quad (4.10)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_{jk}} = - \sum_{n=1}^D e(n) \cdot w_j \cdot \frac{\partial \Psi_j(z_{jk})}{\partial b_{jk}} \quad (4.11)$$

$$\frac{\partial E}{\partial a_{jk}} = - \sum_{n=1}^D e(n) \cdot w_j \cdot \frac{\partial \Psi_j(z_{jk})}{\partial a_{jk}} \quad (4.12)$$

Pour l'implémentation de cet algorithme, nous devons fixer la valeur de η (taux d'apprentissage) qui va contrôler la vitesse de convergence de l'algorithme.

A chaque itération i , les paramètres vont être ajustés par l'utilisation de la règle delta appliquée sur chaque paramètre et donnée par les équations suivantes :

$$w_j(i+1) = w_j(i) + \Delta w_j \quad (4.13)$$

$$a_{jk}(i+1) = a_{jk}(i) + \Delta a_{jk} \quad (4.14)$$

$$b_{jk}(i+1) = b_{jk}(i) + \Delta b_{jk} \quad (4.15)$$

$$w_{jk}(i+1) = w_{jk}(i) + \Delta w_{jk} \quad (4.16)$$

Avec la multiplication du gradient de chaque paramètre par le taux d'apprentissage η avant d'être utilisé pour la modification de l'ancienne valeur du paramètre.

Ceci est achevé en utilisant les équations suivantes :

$$\Delta w_j = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_j} \quad (4.17)$$

$$\Delta a_{jk} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial a_{jk}} \quad (4.18)$$

$$\Delta b_{jk} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial b_{jk}} \quad (4.19)$$

$$\Delta w_{jk} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} \quad (4.20)$$

Avec un choix empirique du η .

Effectivement, si η est trop petit, le nombre d'itération sera trop grand, par contre s'il est trop grand, la progression de l'algorithme d'apprentissage va osciller autour du minimum sans converger. La valeur du η est ainsi choisie en faisant un compromis d'une manière empirique.

Conclusion

Les réseaux d'ondelettes combinent les réseaux de neurones avec la théorie des ondelettes dans un même système pour tirer avantage des deux techniques.

Les réseaux d'ondelettes sont considérés comme un type de réseaux de neurones avec des fonctions d'ondelettes utilisées comme des fonctions d'activation dans les neurones de la couche cachée dans l'architecture du réseau. Ils peuvent être utilisés pour résoudre des problèmes de classification et de reconnaissance de formes.

L'étude approfondie menée dans ce chapitre ainsi que la recherche littérature effectuée, permettent de mieux apprécier les avantages et les inconvénients des réseaux d'ondelettes afin de pouvoir les mettre en œuvre dans le prochain chapitre pour résoudre le problème de classification des battements cardiaques.

En fait, le dernier chapitre présentera les résultats obtenus après implémentation de l'algorithme de classification proposé.

Chapitre V

*Classification des battements
cardiaques par les réseaux
d'ondelettes*

Introduction

Dans ce dernier chapitre, nous nous intéressons au problème de classification de cinq types de battements cardiaques qui se reflètent sur le tracé électrocardiographique par un rythme irrégulier et un complexe QRS modifié morphologiquement.

La caractérisation des battements cardiaques par des paramètres pertinents constitue une étape primordiale afin d'avoir une meilleure classification. La classification proposée est basée sur un réseau d'ondelette.

5.1. L'intelligence artificielle et l'ECG

L'application des méthodes de l'intelligence artificielle (IA) sur le signal ECG est devenue une tendance très importante pour la reconnaissance et la classification des différents types d'arythmie cardiaques. Ainsi, de nombreuses solutions ont été proposées pour le développement de systèmes automatisés pour l'analyse, la reconnaissance et la classification de l'ECG.

Souvent, on trouve plusieurs techniques dans la littérature qui appliquent les approches de l'intelligence artificielle [Li'00], et plus en particulier les réseaux de neurones artificielles [Ros'98],[Mar'97] pour l'analyse automatique du signal électrocardiogramme ECG.

Le travail de Mark et al [Mar'97] montre que les techniques des réseaux de neurones et plus particulièrement, les réseaux MLP et les cartes auto-organisatrices (SOM) peuvent être utilisées à des fins de classification du signal ECG.

Barro et al, [Bar'98] ont utilisé le réseau MART (Multi Channel Adaptive Resonance Theory) pour classer les signaux ECG. La mise en oeuvre des résultats obtenus montrent que ce classificateur peut discriminer les battements de type normal 'N' des battements ventriculaires 'V' avec une bonne précision.

Dans le travail d'Olmez [Olm'97], l'auteur a classifié 4 types de battement tels que les battements normaux, les blocs de branches, la contraction ventriculaire prématurée, et les battements de type P en utilisant un réseau de neurones du type RCE (Restricted Coulomb Energy) avec les algorithmes génétiques et il a obtenu des résultats satisfaisantes en termes de précision.

Alan et Nikola dans [Ala'07] ont décrit la théorie du chaos appliquée à l'extraction de caractéristiques ECG. Plusieurs méthodes chaos, y compris l'espace de phase et de dimension de corrélation, l'indice de remplissage spatial, la mesure de la tendance centrale et de l'entropie approximative sont expliquées en détail. Un environnement de nouvelle

fonctionnalité d'extraction appelé « ECG Chaos Extractor » a été créé dans le but d'appliquer ces méthodes chaos pour la reconnaissance des différents types d'arythmies.

Autres approches, telles que l'approche bayésienne et heuristique [Wil'87] et des modèles de Markov [Coa'90] ont été également expérimentés pour la classification des signaux ECG.

Plusieurs travaux ont montré et confirmé les performances des réseaux de neurones pour la détection et la reconnaissance des anomalies dans un signal ECG.

L'utilisation des réseaux de neurones pour l'analyse du signal ECG offre plusieurs avantages par rapport aux autres techniques.

Les réseaux de neurones ont bénéficié de leurs caractéristiques statistiques pour être considérés comme un outil très intéressant pour l'analyse de l'ECG vu la nature non-linéaire et chaotique de l'ECG.

Pour cette raison, dans la plupart des cas, les réseaux de neurones sont souvent présents dans les techniques hybrides de l'intelligence artificielle qui combinent plusieurs méthodes dans une seule méthode, pour profiter pleinement de leurs avantages.

Dans ce qui suit, nous allons étudier les différents champs d'application des méthodes basées sur les réseaux de neurones artificiels dans la discrimination et la classification des pathologies cardiaques en se basant sur le traitement des signaux ECG et plus particulièrement les réseaux d'ondelettes qui combinent les réseaux de neurones avec les fonctions d'ondelettes.

5.2. Les données ECG étudiées

5.2.1. Description de la base de données MIT-BIH

La base de données MIT-BIH est une base universelle qui contient 48 enregistrements d'une durée d'une demi-heure sur deux voies (DII et V5). Elle a été collectée par des chercheurs afin d'être utilisée comme une référence pour la validation et la comparaison des algorithmes sur le signal ECG.

Chaque enregistrement ECG est échantillonné à une fréquence de 360 Hz.

L'avantage majeur de cette base est qu'elle contient un grand nombre de pathologies cardiaques, ce qui permet de valider les algorithmes sur un grand nombre de cas de signaux ECG.

Les enregistrements correspondent à des sujets qui sont 25 hommes âgés de 32 à 89 ans, et 22 femmes âgées de 23 à 89 ans.

Les signaux sont numérotés de 100 à 124 pour le premier groupe qui comporte une variété de formes d'ondes et de 200 à 234 pour le deuxième qui comporte une variété de cas pathologiques.

Chaque enregistrement a été annoté indépendamment par plusieurs cardiologues (deux au moins) ce qui permet d'avoir des études plus fiables. L'annotation correspond au l'instant d'apparition du pic R du complexe QRS et au type du QRS (N, PVC, etc.).

5.2.2. Fichiers de la base MIT-BIH

Pour chaque enregistrement de la base de données, il existe trois fichiers différents avec les extensions suivantes : dat, hea et atr.

a. Fichier de données (*.dat)

Il contient les données numérisées du signal ECG. Deux signaux différents correspondant aux deux dérivations sont stockés dans le même fichier, exemple : 100.dat.

b. Fichier header (*.hea)

C'est un fichier entête ; il contient les paramètres d'interprétation du fichier de données correspondant et qui permettent au programme de l'utiliser (fréquence d'échantillonnage, gain d'amplification, dérivations utilisées, nombre d'échantillons, pathologie, etc.).

c. Fichier annotation (*.atr)

Il comporte les positions ou les moments d'apparition des pics R du complexe QRS du signal données. Ces emplacements ont été marqués manuellement par plusieurs cardiologues.

On trouve un nombre donnant l'ordre du pic R ainsi qu'une marque correspondant au type du QRS (normal ou anormal).

5.3. Paramètres d'évaluation des performances

Les battements cardiaques classifiés seront comparés aux annotations associées à chaque enregistrement de la base de données MIT pour déterminer l'erreur de la classification.

Les performances de l'algorithme de détection sont évaluées en termes de quatre grandeurs habituellement mesurées pour chaque enregistrement :

- Vrai positif (VP) : exemple prédit dans l'ensemble C et appartenant à l'ensemble C .
- Vrai négatif (VN): exemple prédit dans l'ensemble \bar{C} et appartenant à l'ensemble \bar{C} .
- Faux positif (FP): exemple prédit dans l'ensemble C et appartenant à l'ensemble \bar{C} .
- Faux négatif (FN): exemple prédit dans l'ensemble \bar{C} et appartenant à l'ensemble C .

Avec :

- ✓ La sensibilité Se (%) :

$$Se(\%) = \frac{VP}{VP + FN} * 100$$

- ✓ La spécificité Sp (%) :

$$Sp(\%) = \frac{VN}{VN + FP} * 100$$

- ✓ Le taux de classification Tc (%) :

$$Tc(\%) = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN} * 100$$

5.4. Classification des arythmies cardiaques

5.4.1. *Collection de la base de données et choix des arythmies ciblées*

Une arythmie correspond à toute perturbation dans l'activité rythmique régulière du cœur (amplitude, la durée et la forme du rythme). Du point de vue du diagnostic d'arythmie, l'information la plus importante est contenue dans le complexe QRS.

La méthode proposée dans ce travail est utilisée pour classifier cinq catégories différentes de battements cardiaques qui sont : les battements normaux (N), les blocs de branche gauche (LBBB), les blocs de branche droite (RBBB), les contractions ventriculaires prématurées (PVC) et les contractions auriculaires prématurées (APC). Comme indiqué précédemment, tous les battements utilisés sont extraits à partir des enregistrements de la base de données MIT-BIH.

Les différents types de ces battements sont illustrés dans la figure 5.1.

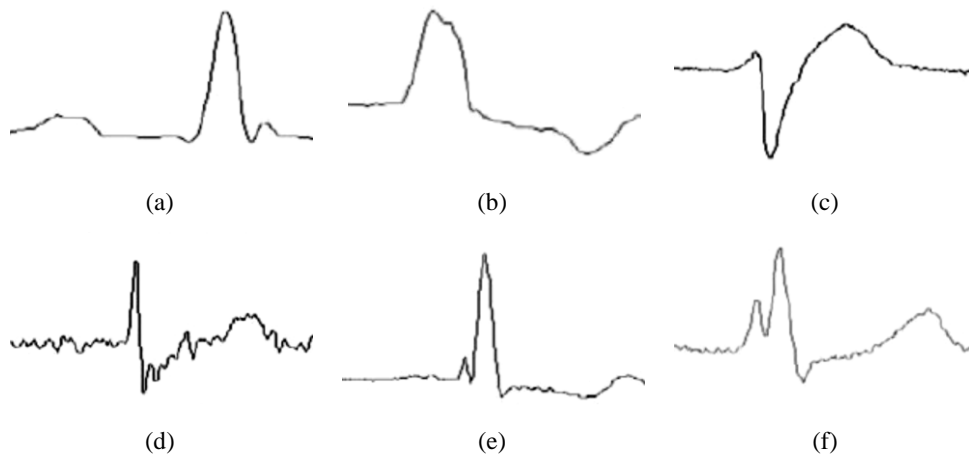


Figure 5.1 Les types de battements cardiaques étudiées dans ce travail.

(a) Battement normal, (b) Contraction ventriculaire prématurée de type 1, (c) Contraction ventriculaire prématurée de type 2, (d) Contraction Auriculaire prématurée, (e) bloc de branche droite et (f) bloc de branche gauche.

Quatorze enregistrements ECG ont été sélectionnés à partir de la base de données MIT ce qui permet de d'avoir un nombre considérable et équilibré de battements cardiaques normaux et pathologiques. Le tableau 5.1 présente les différents enregistrements avec le nombre de battements utilisés pour l'apprentissage et l'évaluation des classifieurs implémentés dans le cadre de ce travail.

Tableau 5.1 Les enregistrements choisis de la base de données MIT-BIH

Battements	Enregistrement	Patient, Age	Nombre de battements par patient	Nombre Totale de battements
Normal (N)	MIT-119	Female, 51	1543	8860
	MIT-200	Male, 64	1743	
	MIT-209	Male, 62	2620	
	MIT-212	Female, 32	923	
	MIT-221	Male, 83	2031	
Contraction Ventriculaire Prématurée (PVC)	MIT-119	Female, 51	444	2750
	MIT-200	Male, 64	823	
	MIT-214	Male, 53	256	
	MIT-221	Male, 83	396	
	MIT-233	Male, 57	831	
Bloc de branche gauche (Left Bundle Branch block) (LBBB)	MIT-109	Female, 64	2492	6610
	MIT-111	Female, 47	2115	
	MIT-214	Male, 53	2003	
Bloc de branche droite (Right Bundle Branch block) (RBBB)	MIT-118	Male, 69	2163	7170
	MIT-124	Male, 77	1531	
	MIT-212	Female, 32	1825	
	MIT-231	Female, 72	1254	
	MIT-232	Female, 76	397	
Contraction Auriculaire Prématurée (APC)	MIT-118	Male, 69	96	1890
	MIT-200	Male, 64	30	
	MIT-209	Male, 62	383	
	MIT-232	Female, 76	1381	

Pour chaque catégorie, 50% de battements cardiaques ont été utilisés pour l'apprentissage et les 50% qui restent ont été utilisés pour la phase de test des performances de la classification (comme illustré dans le tableau 5.2).

Tableau.5.2 *Distribution des battements ECG (apprentissage et test)*

Battements cardiaques	Base d'apprentissage (50 %)	Base de test (50%)
N	4430	4430
PVC	1375	1375
LBBB	3305	3305
RBBB	3585	3585
APC	945	945
Total	13640	13640

5.4.2 Caractérisation des battements cardiaques

La classification automatisée des battements cardiaques nécessite logiquement un détecteur automatique des descripteurs de chaque battement cardiaque.

La détection automatique des paramètres qui permettent une bonne caractérisation des battements cardiaques constitue en elle-même un axe de recherche où plusieurs chercheurs sont engagés.

Pour la caractérisation des battements cardiaques, nous avons utilisé l'algorithme que nous avons développé, implémenté et présenté dans le troisième chapitre. Cet algorithme est basé sur la décomposition en ondelettes et il permet d'avoir plus particulièrement des informations sur le complexe QRS.

5.4.2.1 Choix du vecteur d'entrée

Le choix du vecteur d'entrée d'un classifieur est très important pour la bonne reconnaissance des pathologies cardiaques. En effet, la qualité de la classification dépend énormément de la pertinence des paramètres du vecteur d'entrée.

Notre choix de caractérisation des différents battements cardiaques est établi en fonction des pathologies ciblées. Les paramètres de caractérisation choisis sont les mêmes paramètres sur lesquels le cardiologue se base pour établir son diagnostic.

➤ **L'intervalle RRp**

Nous appelons RRp la distance entre le pic R du présent battement et le pic R du battement précédent. Ce paramètre est un indicateur de prématurité du battement (Voir figure 5.2)

➤ **L'intervalle RRs**

Nous appelons RRs la distance entre le pic R du présent battement et le pic R du battement suivant. (Voir figure 5.2)

➤ **Le rapport des intervalles RR (RRs/RRp)**

Le rapport RRs/RRp est un paramètre qui caractérise le rythme. Dans le cas d'un rythme régulier, ce rapport est voisin de 1, mais il peut largement dépasser cette valeur dans le cas d'un battement prématuré. (Voir figure 5.2)

➤ **La largeur du complexe QRS**

Ce paramètre est important pour l'identification des battements pathologiques d'origine ventriculaire, ces types d'arythmies sont caractérisés généralement par un large complexe QRS. (Voir figure 5.2)

➤ **L'amplitude de l'onde R (R_{amp})**

Ce paramètre est aussi important pour l'identification des battements pathologiques d'origine ventriculaire qui sont caractérisés souvent par soit une atténuation ou une amplification de l'amplitude du complexe QRS. (Voir figure 5.2)

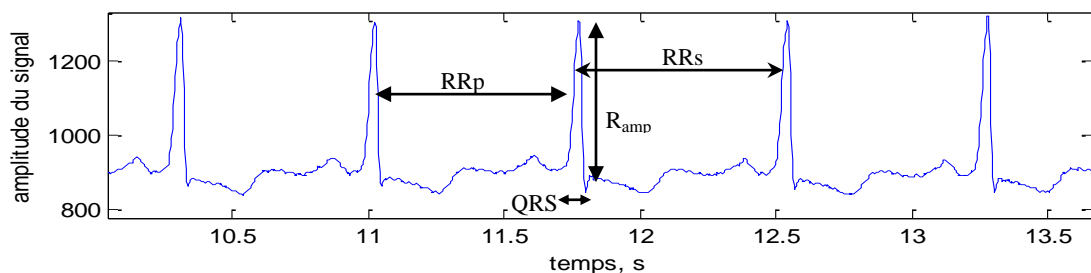


Figure 5.2. Les paramètres de caractérisation sur un battement cardiaques d'un sujet sain
[RRp RRs RRs/RRp QRS Ramp]

L'algorithme de détection des complexes QRS que nous avons développé dans le troisième chapitre, nous permet de calculer les valeurs de ces différents paramètres pour la caractérisation des battements cardiaques.

5.4.3 Classification des battements cardiaque par le réseau d'ondelette

5.4.3.1 Choix de la fonction d'ondelette

Le réseau d'ondelettes que nous avons implémenté et qui a été déjà décrite dans le chapitre précédant (comme illustré dans la figure 4.10) a été étudié avec différent type d'ondelettes que sont : Les ondelettes gaussiennes, les ondelettes de type « Mexican Hat », les ondelettes de type « Morlet », Et les ondelettes de type « Meyer » afin de choisir la plus appropriée pour la reconnaissance des battements ECG.

Cette étude a été effectuée en prenant en compte deux critères que sont l'erreur lors de la phase d'apprentissage ainsi que l'erreur lors de la phase de test.

En fait, l'ondelette qui sera choisie par la suite est celle qui a permet d'avoir les valeurs minimales des erreurs d'apprentissage et de test.

Le tableau 5.3 ci-dessous présente les résultats des différents tests effectués en utilisant différentes ondelettes

Tableau 5.3 L'effet du type d'ondelette sur la performance du réseau d'ondelettes

Ondelette	Erreur d'apprentissage	Erreur de test
Ondelette gaussienne	0.052	0.210
Ondelette mexican hat	0.028	0.136
Ondelette de Morlet	0.023	0.094
Ondelette de Meyer	0.030	0.131

Les résultats montrent que le réseau d'ondelettes choisi avec l'ondelette « Morlet » comme ondelette mère fournit les valeurs minimales en terme d'erreur d'apprentissage et d'erreur de test, ce qui permet d'avoir une meilleure estimation des battements ECG.

L'ondelette de Morlet est celle qui est ensuite utilisée dans notre implémentation du réseau d'ondelette.

La Figure 5.3 ci-dessous illustre la forme de cette fonction d'ondelette qui est donnée par l'équation 5.1

$$\Psi(t) = \cos(1.75 t) \cdot e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (5.1)$$

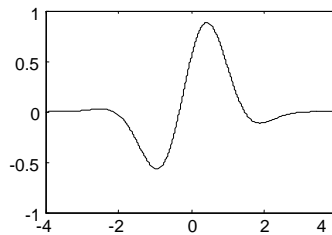


Figure 5.3 L'ondelette de "Morlet"

5.4.3.2 Choix de l'architecture du réseau d'ondelettes

La détermination du nombre de neurones dans la couche cachée est une des tâches les plus critiques dans la conception des classifieurs neurales.

Contrairement au nombre de neurones dans la couche d'entrée qui est fixé selon le vecteur d'entrée (trois entrées) et le nombre de neurones dans la couche de sortie qui est représenté par un seul neurone pour indiquer la classe de sortie, le nombre de neurones cachés est choisi empiriquement après plusieurs essais.

Ainsi, Un réseau avec trop peu de neurones cachés seraient incapables de faire la différence entre les différentes classes. En revanche, si le réseau a trop de neurones cachés, il peut y avoir une sur-paramétrisation du réseau en plus la durée d'apprentissage devient excessivement longue.

L'approche la plus populaire pour trouver le nombre optimal de couches cachées est l'approche empirique [Hak'94].

En fait, cette méthode consiste à la mise en œuvre du réseau en modifiant le nombre de neurones dans la couche cachée. Pour chaque nombre de neurones cachés, les erreurs d'apprentissage et de test sont mesurées. Le nombre de neurones cachés considéré est celui que l'erreur d'apprentissage et de test sont minimales. Dans cette étude, une couche cachée ayant dix nœuds a été trouvée pour donner le meilleur résultat. Les résultats sont présentés dans le tableau 5.4

Tableau.5.4 Effet du nombre de neurones dans la couche cachée sur la performance du réseau d'ondelettes

Nombre de neurones cachés	5	8	10	15
Erreur d'apprentissage	0.028	0.023	0.019	0.019
Erreur de test	0.115	0.094	0.086	0.089

Ainsi, le réseau d'ondelette implémenté aura l'allure suivante illustrée sur la figure 5.4

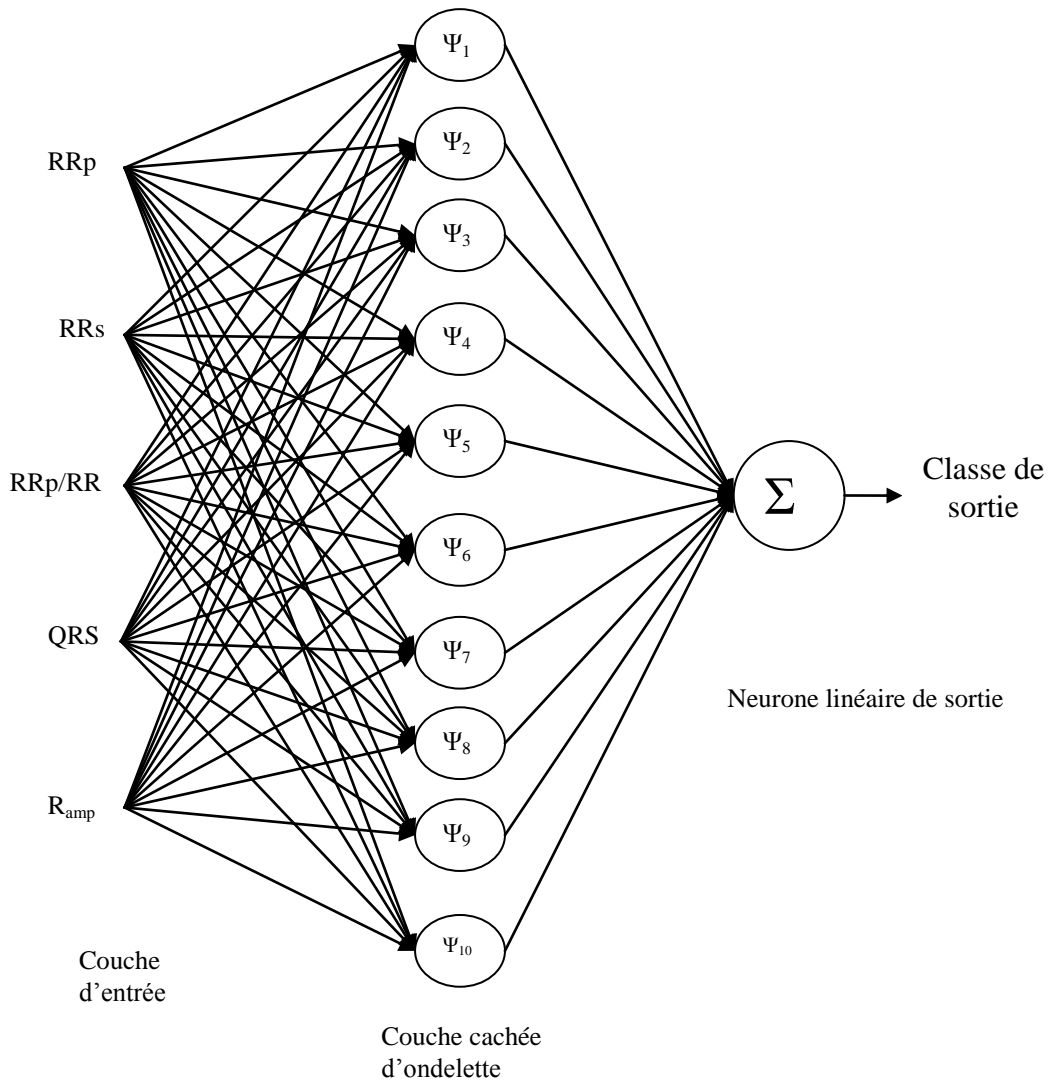


Figure 5.4 Représentation graphique du principe général d'un réseau d'ondelettes

5.4.3.3 Initialisation des paramètres du réseau d'ondelettes

Les performances de classification des réseaux de neurones ou des réseaux d'ondelettes dépendent de la valeur d'initialisation des différents paramètres des réseaux à certaines valeurs [Szu'92].

Une fonction ondelette monodimensionnelle est définie sur tout l'ensemble \mathbf{R} , mais l'essentiel de sa contribution s'étend sur un intervalle centré autour de la valeur de la translation et dont la longueur dépend du paramètre de dilatation.

Les paramètres du réseau d'ondelette doivent être correctement initialisés lors de la phase d'apprentissage pour une meilleure convergence. Par contre, une initialisation aléatoire de tous les paramètres aux valeurs petites n'est pas souhaitable.

Dans le cas de réseaux de neurones à fonctions dorsales, l'initialisation des paramètres du réseau est généralement accomplie de manière aléatoire, de telle sorte que le potentiel de chaque neurone caché soit suffisamment petit pour que les sorties des neurones se trouvent dans la partie linéaire de la fonction sigmoïde.

Puisque les fonctions d'ondelettes sont des fonctions à décroissance rapide, une initialisation aléatoire des paramètres de translation et de dilatation serait très inefficace. En effet, si les paramètres de translations sont initialisés à l'extérieur de l'intervalle contenant les exemples d'apprentissage, ou si les paramètres de dilatations choisies initialement sont trop petits, la sortie de l'ondelette est pratiquement nulle, de même que sa dérivée [Ous'98].

Par conséquent, L'algorithme d'apprentissage des paramètres (déjà présenté dans le quatrième chapitre) étant fondé sur une technique de gradient, il est inopérant. De ce fait, une attention particulière doit donc être accordée à la phase d'initialisation du réseau paramètres [Ous'98].

Basé sur le travail d'Oussar [Ous'98], nous proposons une procédure d'initialisation simple, qui prend en considération le domaine d'intervalle où sont répartis les exemples de l'ensemble d'apprentissage.

Elle est réalisée comme suit :

Soit $[\alpha_k, \beta_k]$ l'intervalle contenant les k -ème composantes des vecteurs d'entrée des exemples d'apprentissage.

On initialise les paramètres des translations b_{jk} au centre de l'intervalle :

$$b_{jk} = \frac{\alpha_k + \beta_k}{2} \quad (5.2)$$

Les paramètres de dilatation sont choisis de telle manière que les variations de l'ondelette s'étendent sur tout l'intervalle $[\alpha_k, \beta_k]$. Cette condition est remplie avec le choix suivant :

$$a_{jk} = 0.2(\alpha_k + \beta_k) \quad (5.3)$$

L'initialisation des autres paramètres (poids synaptiques w) est moins importante, pour le déroulement de l'algorithme d'apprentissage, ils sont initialisés de manière aléatoire à de petites valeurs uniformément répartis dans l'intervalle $[0,1]$.

L'ensemble de la procédure d'apprentissage du réseau d'ondelettes est illustrée dans l'organigramme présenté dans la figure 5.5 ci-dessous.

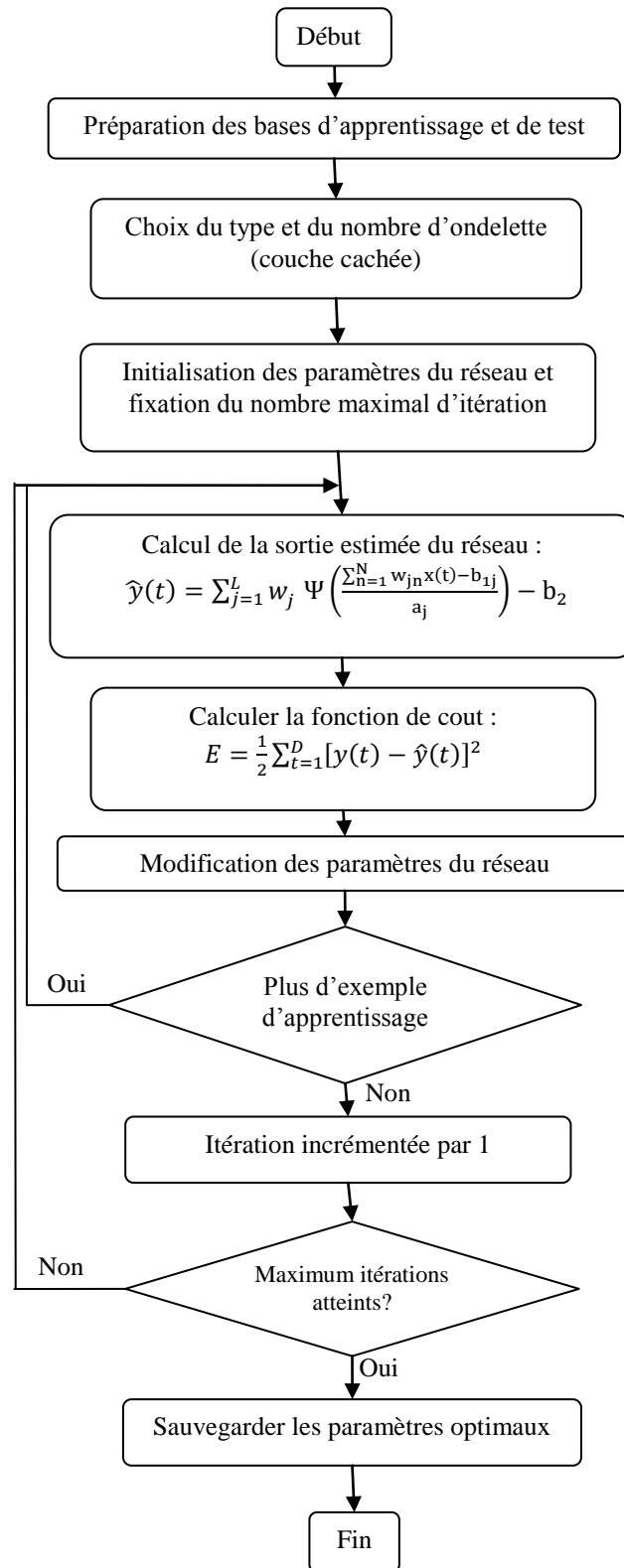


Figure 5.5. Algorithme d'apprentissage du réseau d'ondelette.

5.5 Résultat Obtenus et discussion

Les résultats de la classification des cinq types de battements cardiaques (N, PVC, APC, RBBB et LBBB) par le réseau d'ondelettes que nous avons implémenté sont illustrés sous forme d'une matrice de confusion illustrée dans le tableau 5.5 ci-dessous.

Tableau 5.5 Matrice de confusion

Matrice de Confusion	N	PVC	RBBB	LBBB	APC
N	4396	3	0	2	29
PVC	0	1362	1	2	10
RBBB	6	8	3529	42	0
LBBB	7	5	37	3256	0
APC	12	2	0	0	931

A partir des résultats résumés dans le tableau 5.5, nous remarquons que la plupart des battements normaux non identifiés sont ceux qui sont classés par le réseau d'ondelettes comme des battements du type APC (29 battements au total).

Aussi pour les battements du type APC non identifié, 12 cas sont classifiés comme des battements normaux.

De même, le nombre des battements (LBBB) classé comme des battements (RBBB) et le nombre des battements (RBBB) classé comme des battements (LBBB) sont 37 et 42, respectivement.

Cette confusion entre ces classes est due essentiellement aux similitudes morphologiques entre les battements normaux (N) et les battements du type (APC) et aussi entre les battements du type (RBBB) avec les battements du type (LBBB).

Cela donne plus de crédibilité aux cinq paramètres représentatifs que nous avons utilisés dans la caractérisation des battements de cœur.

Ces paramètres permettent d'améliorer la capacité discriminante du réseau d'ondelette, et plus particulièrement dans la discrimination des battements morphologiquement similaires (les battements normaux (N) avec les battements du type APC ou les battements du type RBBB avec les battements du type LBBB).

Concernant les battements du type PVC, il est à noter qu'il n'y a aucun battement classifié comme étant un battement normal, un seul battement classifié comme étant un battement de type RBBB et 2 battements classifiés comme étant des battements de type LBBB. Cela revient

à la différence morphologique entre les battements de type PVC avec les autres types de battements cardiaques.

Notons aussi qu'il n'y a pas de battements de type APC qui sont classifiés comme étant des battements de type RBBB ou LBBB. De même, il n'y a pas de battement de type RBBB ou LBBB qui sont classifiés comme étant des battements de type APC. C'est à cause des différences morphologiques entre les battements de type APC avec les battements de type LBBB ou RBBB.

Pour l'évaluation de la performance et la qualité de la classification du réseau d'ondelettes, nous avons calculé le taux de classification, la spécificité et la sensibilité pour chaque type de pathologie (PVC, RBBB, LBBB et APC). Ces résultats sont résumés dans tableau.5.6

Tableau 5.6 Résultats de Classification du réseau d'ondelette pour les différents types de battements cardiaques

Paramètres d'évaluation	Type de battements	Nombre des battements reconnus / nombre total de battements	Valeur (%)
Spécificité (%)	N	4396/4430	99.23
Sensibilité (%)	PVC	1362/1375	99.05
	RBBB	3529/3585	98.43
	LBBB	3256/3305	98.51
	APC	931/945	98.51
Taux de classification, (%)	Total	13474/13640	98.78

Les résultats présentés dans le tableau 5.6 montrent des taux de classification satisfaisant de la méthode proposée. La discrimination entre les battements cardiaques est très acceptable pour les différentes classes.

5.6 Comparaison avec d'autres méthodes

Pour l'évaluation des résultats obtenus de la classification des battements cardiaques par le réseau d'ondelettes que nous avons implémenté, une étude comparative a été effectuée avec d'autres travaux utilisant des classificateurs basés sur les réseaux de neurones et qui sont cités dans la littérature, tels que le Self-Organizing Cerebellar Model Articulation Controller Network (SOCMAC) [Wen'09], le Perceptron Multi-Couche MLP [Var'02][Min'99], la carte auto-organisatrice (Self Organisation Map, SOM) [Lag'00], le Multi-channel Adaptive Resonance Theory Neural Network (MART) [Del'98], la combinaison de plusieurs réseaux de neurones pour la classification d'ECG [Lin'03][Ube'05], le réseau adaptatif neuro-flou avec l'exposant de Lyapunov (LE-ANFIS) [Ube'09] et un réseau hybride Neuro flou (FNN) [Ben'10] [Oso'01].

Le Tableau 5.7 résume les résultats obtenus pour la classification des arythmies cardiaques par la méthode proposée et les autres méthodes.

Tableau.5.7 Comparaison des résultats

Réf.	Méthode	Description	Taux de classification (%)
[Ben'12]	WT+WNN	Wavelet transform with Wavelet neural network	98.78
[Wen'09]	SOCMAC	Self-Organizing Cerebellar Model Articulation Controller Network	98.21
[Var'02]	PCA+MLP	Principal Component Analysis (PCA) with Multi Layer Perceptron (MLP)	94.09
[Min'99]	FT+MLP	Fourier transform (FT) with Multi Layer Perceptron (MLP)	98
[Lag'00]	HF+SOM	Hermite functions and self organizing maps	98.49
[Del'98]	MART	Multichannel Adaptive Resonance Theory Neural Network	96.6
[Lin'03]	FCM+MLP	Fuzzy C-Mean with Multi Layer Perceptron (MLP)	93.5
[Ube'05]	MLP+MLP	Two Multi Layer Perceptron (MLP)	96.94
[Ube'09]	LE-ANFIS	Lyapunov Exponent with Adaptive Neuro Fuzzy Inference Network	96.39
[Oso'01]	HFNN	Hybrid Fuzzy Neural Network	96.06
[Cyl'07]	FCM+PCA+WT+NN	Fuzzy C-Mean, Principal Component Analysis & wavelet transform with neural network	99.17
[Ben'10]	NF	Neuro fuzzy classifier	98.71

Il convient de noter que, dans ces travaux, bien que les signaux ECG traités sont tous issus de la base de données MIT / BIH, un nombre différent de classes ciblées, des enregistrements différents, une quantité différente de battements ainsi que de différentes méthodes de conditionnement de signaux et techniques d'extraction de caractéristiques représentatives sont utilisés dans chaque méthode.

Par conséquent, tous ces facteurs vont influencer les résultats de classification des battements cardiaques.

Il est évident à partir du tableau 5.7 que les résultats du réseau d'ondelettes implémenté sont relativement satisfaisants vis-à-vis des résultats des autres réseaux de neurones en termes de taux de classification des battements ECG.

Ceci peut être expliqué par l'utilisation des fonctions d'ondelettes comme fonctions d'activation dans les neurones cachés ce qui permet au réseau d'ondelettes d'avoir plus de paramètres adaptatifs (les paramètres des fonctions d'ondelettes que sont les paramètres de translation et les paramètres de dilatation) pour la prédiction de sa sortie finale.

En effet, cela permet au réseau d'ondelette d'avoir une meilleure adaptabilité et flexibilité lors de l'apprentissage.

Nous remarquons aussi que le classifieur atteint une précision de classification globale de 98,78% sur 13.640 battements de la base de test, avec un total de 166 battements mal classifiés.

Ainsi, ces résultats obtenus démontrent que la méthode étudiée (les réseaux d'ondelettes) dans le cadre de ce travail a le potentiel pour résoudre des problèmes de reconnaissance automatique de battements cardiaques et par conséquent, elle peut être considérée comme un outil très puissant pour la classification des arythmies cardiaques.

Conclusion

A travers ce chapitre nous avons exploré les capacités des réseaux de neurones artificiels et des fonctions d'ondelettes dans un même système hybride combinant les deux techniques pour résoudre un problème de classification des arythmies cardiaques.

La bonne caractérisation du signal ECG par des paramètres pertinents s'avère une nécessité pour la discrimination entre différentes arythmies ciblées.

Nous constatons que les fonctions d'ondelettes peuvent être considérées comme des fonctions paramétrées au niveau des réseaux de neurones dont les paramètres de translation et de dilatation sont ajustables lors de l'apprentissage.

Les ondelettes étant des fonctions locales, le problème de l'initialisation des dilatations et translations est très important. Nous avons utilisé une procédure d'initialisation simple qui prend en considération cette propriété.

En effet, Les résultats ont montré que la méthode proposée peut être considérée comme un outil efficace pour la classification des arythmies cardiaques avec une bonne précision de plus de (98,78 %) malgré que le vecteur représentatif des battements se compose uniquement de cinq paramètres, ce qui montre l'efficacité et la pertinence des paramètres choisis.

Ces résultats obtenus sont très prometteurs et nous encouragent à étendre cette étude à d'autres applications biomédicales.

Conclusion générale

Conclusion générale :

Le signal électrocardiogramme ECG est un Examen très employé dans le domaine de la cardiologie. Ce signal représente l'activité électrique du cœur et possède une grande valeur clinique pour diagnostiquer un certain nombre d'arythmies cardiaques. Ces pathologies sont en général reflétées par des troubles de l'activité électrique du cœur.

Dans ce travail de thèse, nous avons abordé le problème de la reconnaissance automatique des battements cardiaques à travers le développement et l'implémentation d'une méthode combinant la transformé en ondelettes avec les réseaux de neurones. Cette méthode comprend deux modules: Module d'extraction de caractéristiques et module de classification.

Dans le module d'extraction de caractéristiques, un algorithme de détection des complexes QRS à partir du signal ECG par une approche basée sur la transformée en ondelettes a été développé. Il permet d'extraire des paramètres représentatifs de chaque battement cardiaque.

La caractérisation des battements cardiaques par des paramètres pertinents constitue une étape primordiale afin d'avoir une meilleure classification. L'évaluation de l'algorithme implémenté a permis d'apprécier la bonne aptitude de détection des complexes QRS des battements normaux ainsi que plusieurs types de battements pathologiques malgré que dans la plupart des cas le signal ECG est affecté par différents types de bruits.

Pour le module de classification, un réseau hybride combinant les réseaux de neurones et les ondelettes a été proposé, implémenté et évalué pour la reconnaissance des cinq classes différentes de signaux ECG. Cette technique est basé sur l'utilisation des fonctions d'ondelettes comme des fonctions d'activation dans les réseaux de neurones, ce qui a permis au réseau d'ondelettes d'avoir une meilleure adaptabilité et flexibilité lors de l'apprentissage compte tenu des paramètres de translation et de dilatation des fonctions d'ondelettes. En effet, l'évaluation des résultats obtenus par le réseau d'ondelettes implémenté sont satisfaisants vis-à-vis d'autres réseaux de neurones en termes de taux de classification des battements cardiaques.

L'association des réseaux de neurones avec les fonctions d'ondelettes a permis de tirer les points forts des deux techniques (la capacité d'apprentissage des modèles neuronaux et l'analyse multirésolution des ondelettes).

Les résultats obtenus ont montré que la méthode proposée peut être considérée comme un outil efficace pour la classification des arythmies cardiaques avec une précision très acceptable de plus de 98,78%.

Toute fois et compte tenu de la base de données utilisée (MIT-BIH) qui contient un nombre important de cas normaux et qui ont été utilisés lors de la phase d'apprentissage a éventuellement rendu la discrimination difficile.

Il est alors judicieux, dans des travaux futures d'élargir la base de données pour avoir un nombre équilibré entre les types de battements cardiaque et pourquoi pas englober d'autres types de battements pour augmenter la qualité d'apprentissage.

Aussi, travailler sur des données multi-sources qui reflètent un même phénomène telles que les différentes dérivations d'un électrocardiogramme et corrélérer l'ECG avec d'autres sources de données physiologiques en relation avec le fonctionnement cardiaque comme le phonocardiogramme (l'auscultation de bruits cardiaques) et le signal de la pression artérielle qui pourrait être des pistes de recherche intéressante sur la fusion des données physiologiques.

De même, dans le module de caractérisation des battements cardiaques, améliorer la capacité de l'algorithme de détection et aussi l'étendre pour intégrer de nouveaux paramètres représentatifs dans le vecteur représentatif du battement cardiaque tout entier (détection efficace des ondes P et T et la mesure des différents segments et intervalles cardiaques par exemple). Et pour avoir une caractérisation représentatives, pertinentes et plus proche du langage médicale, pourquoi pas intégrer des connaissances médicales de l'expert humain modélisées dans la caractérisation des battements cardiaque pour améliorer la qualité du diagnostic.

Pour le module de classification, d'autres perspectives sont envisageables:

- L'utilisation d'autres types de fonctions paramétrables comme fonctions d'activation des neurones
- L'amélioration de l'association des ondelettes avec les réseaux de neurones en proposant d'autre style de coopération entre les deux techniques
- Proposer d'autre type d'algorithme d'apprentissage pour le réseau d'ondelettes, notamment les algorithmes évolutionnaires qui ont déjà apporté des améliorations dans l'apprentissage des réseaux de neurones.
- Malgré la bonne aptitude des réseaux d'ondelettes pour la reconnaissance des battements cardiaques, elle reste de type boîte noire et ne donne aucune

connaissance pour la justification de la classification. Par contre, La manière utilisée par l'expert clinicien pour analyser et proposer un diagnostic, doit être prise en compte lors du développement du système et ainsi une association du réseau d'ondelette avec la logique floue peut apporter des solutions puisque l'hybridation avec les réseaux de neurone a déjà été testée avec efficacité dans plusieurs travaux.

Références bibliographique

Références bibliographique

A

- [Aci94] Acierno L.J. The history of Cardiology, ed. Roche, the Parthenon Publishing Group Ltd, Carnforth Lancs, LAGZLA, 1994.
- [Afo'99] Afonso, V., Tompkins, W., Nguyen, T. et Shen, L. (1999). ECG beat detection using filter banks. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 46:192-202.
- [Ala'07] Alan Jovic, and Nikola Bogunovic, —Feature Extraction for ECG Time- Series Mining based on Chaos Theory,|| Proceedings of 29th International Conference on Information Technology Interfaces, 2007.
- [Arz'06] Arzeno, N. M., Poon, C. S., & Deng, Z. D. (2006). Quantitative analysis of QRS detection algorithms based on first derivative of the ECG, In Proceedings of 28th IEEE EMBS annual international conference, New York, USA, pp. 1788–1791.

B

- [Bar'98] Barro S. , M. Fernandez, “Classifying multi-channel ECG patterns with adaptive neural network”, *IEEE EMB Mag.*, 45–55, 1998.
- [Ben'09a] Benali R. & Chikh M.A Neuro fuzzy classifier for cardiac arrhythmias recognition. *Journal of Theoretical Applied Information & Technology JATIT Vol 5 N 5 pp 577-583.*
- [Ben'10] R. Benali, N. Dib And F. Reguig Bereksi Cardiac Arrhythmia Diagnosis Using a Neuro-Fuzzy Approach. *Journal of Mechanics In Medicine and Biology Vol. 10, No. 3 pp 417–429 (2010)*
- [Ben'12] Benali R., Fethi Bereksi Reguig, Zinedine Hadj Slimane Automatic Classification of Heartbeats Using Wavelet Neural Network, *Journal of Medical Systems April 2012, Volume 36, Issue 2, pp 883-892*
- [Ben'09b] Benali R & Chikh M.A Reconnaissance des extrasystoles ventriculaires par la combinaison des réseaux de neurones et la logique floue. *Proceeding of the 2nd Conference Internationale sur l'informatique et ses applications (CIIA'09), Saida, Algeria May 3-4 2009 Vol-547*
- [Bal'09] D. Balasubramaniam and D. Nedumaran, “Implementation” of ECG Signal Processing and Analysis Techniques in Digital Signal Processor based System,” *MeMeA 2009 – IEEE International Workshop on Medical Measurements and Applications, Cetraro, Italy, May 29-30, 2009*
- [Bor'05] R.F. Borries, H.J. Pierluissi et H. Nazeran. Wavelet Transform Based ECG Baseline Drift Removal for Body Surface Potential Mapping,.In *proc of the 27th Annual Conference on Engineering in Medicine and Biology, Shanghai, pages 3891–3894, 2005*
- [Bro'98] C. BROHET « Electrocardiogramme 12 dérivations » Edition Masson Paris 1998
- [Bur'95] B. Burke Hubbard. Ondes et Ondelettes. La saga d'un outil mathématique. Pour la Science, Belin, Paris, 1995.
- [Ben'01] Benitez, D., Gaydecki, P. A., Zaidi, A., & Fitzpatrick, A. P. (2001). The use of Hilbert transform in ECG signal analysis. *Computers in Biology and Medicine*, 31, 399–406
- [Bou'91] P. BOURRET, J. REGGIA, M. SAMUELIDES Réseaux neuronaux une approche connexionniste de l'intelligence artificielle, Ouvrage de l'édition TEKNEA, 1991.
- [Bs'93] Bashi B.R. & Stephanopoulos G. Wave-net : a multiresolution hierarchical neural network with localized learning. *American Institute of Chemical Engineering Journal. Vol 39, N 1, Janvier 1993*
- [Bar'88] Michael Barnsley, *Fractals Everywhere*, Academic Press, Inc., New York, N. Y., 1988.

- [Bor'96] Giovanni Bortolan, Christian Brohet, and Sergio Fusaro, "Possibilities of Using Neural Networks for ECG Classification" *Journal of Electrocardiology*, Vol. 29 (Supplement) 1996, pp. 10-16.

C

- [Cey'07] Ceylan, R., & Ozbay, Y. (2007). Comparison of FCM, PCA and WT techniques for classification ECG arrhythmias using artificial neural network. *Expert Systems with Applications*, 33, 286–295.
- [Coa'90] D. A. Coast, R. M. Stern, G. G. Cano, S. A. Briller, "An approach to cardiac arrhythmia analysis using hidden Markov models", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 826–836, 1990.
- [Chr'04] Christov I., Real time electrocardiogram QRS detection using combined Adaptive Threshold, *BioMed.Eng. Online* 3 (2004) 28 .
- [Cho'12] Chouakri SA, Bereksi-Reguig F, Taleb-Ahmed A. QRS complex detection based on multiwavelet packet decomposition. *Appl Math Comput* 2011;217:9508–25.
- [Chu'89] C.-H.H. Chu and E.J. Delp, "Impulsive noise suppression and background normalization of electrocardiogram signals using morphological operators," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 36, pp. 262-273, 1989.
- [Che'06] S.W. Chen, C.H. Chen et H.L. Chan. A real-time QRS detection method based on moving-averaging incorporating with wavelet denoising. *Comput. Method. Program. Biomed*, vol. 82, no. 3, pages 187–195, 2006
- [Cho'07] S. Chouhan and S. S. Mehta, "Total Removal of Baseline Drift from ECG Signal," presented at *Computing: Theory and Applications, 2007. ICCTA '07. International Conference on*, 2007.
- [Chr'06] Christov, I., Herrero, G. G., Krasteva, V., Jekova, I., Gotchev, A., & Egiazarian, K. (2006). Comparative study of morphological and timefrequency ECG descriptors for heartbeat classification. *Medical Engineering and Physics*, 28, 876–887.
- [Che'01] Chevalier P, Rodriguez C, Bontemps L, Miquel M, Kirkorian G, Rousson R, Potet F, Schott J-J, Baro I and Touboul P 2001 Non-invasive testing of acquired long QT syndrome: evidence for multiple arrhythmogenic substrates *Cardiovasc. Res.* **50** 386–98
- [Cha'04] Philip de Chazal, Maraia O' Dwyer, and Richard B. Reilly, "Automatic Classification of Heartbeats Using ECG Morphology and Heartbeat Interval Features," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 51, No. 7, July 2004, pp. 1196-1206.
- [Chi'06a] Chia-Hung Lin, "Classification Enhancible Grey Relational Analysis for Cardiac Arrhythmias Discrimination," *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 44, No. 4, April 2006, pp. 311-320.
- [Chi'06b] Chia-Hung Lin and Chia-Hao Wang, "Adaptive Wavelet Networks for Power Quality Detection and Discrimination in a Power System," *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 21, No. 3, July 2006, pp. 1106- 1113.
- [Chi'08] Chia-Hung Lin, Yi-Chun Du, and Tainsong Chen, "Adaptive Wavelet Network for Multiple Cardiac Arrhythmias Recognition," *Expert Systems with Applications*, Vol. 34, No. 4, May 2008, pp. 2601-2611.

D

- [Dau'88] Daugman J.G , Complete discrete 2D Gabor transforms by neural network for image analysis and compression. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing* 36 (7) : 1169-1179 July 1988.
- [Del'98] Fernández-Delgado, M., and Ameneiro, S. B., MART: a multichannel ART based neural network. *IEEE Trans Neural Netw* 9 (1):139–150, 1998.

- [Deb97] M. E. DeBakey & al. *Le coeur en action*: Institut d'édition Sanofi~Synthelabo, 1997.
- [Dib'11] Dib N., Benali R., Hadj Slimane Z & Bereksi-Reguig F. Delineation of the complex qrs and the t-end using wavelet transform and surface indicator. *Proceeding of the 7th IEEE International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications (WOSSPA)* pp : 83-86, 9-11 May 2011.
- [Dib'09] Dib N. & Bereksi Reguig F., « analyse du signal ECG en vue des ondes P, QRS, T, le segment ST et intervalle QT » Thèse de Magister 2009 université de Tlemcen.
- [Don'95] D. Donoho, De-noising by soft -thresholding *IEEE Transactions on Information Theory*, pp. 613 – 627, 41, 1995.
- [Din'02] A.N. Dinh, D.K. Kumar et P. Burton. Wavelet for QRS detection. *Engineering in medicine and Biology society, 23rd Conference of IEEE*, no. 23, pages 7803–7211, 2002.
- [Das'99] Daskalov, I. et Christov, I. (1999). Electrocardiogram signal preprocessing for automatic detection of QRS boundaries. *Medical Engineering & Physics*, 21:37-44.
- [Dre02] G. DREYFUS, & al. *Réseaux de neurones méthodologie et application*, Ouvrage de l'édition Eyrolles, 2002
- [Duv'02] Duverney D, Gaspoz J-M, Pichot V, Roche F, Brion R, Antoniadis A and Barthelemy J-C 2002 High accuracy of automatic detection of atrial fibrillation using wavelet transform of heart rate intervals *PACE* **25** 457–62

E

- [Ein'88] Ershler I. Willem Einthoven : The man. The string galvanometer electrocardiograph, in : *Arch. Intern. Med.*, 148, 453-455, 1988.
- [Ein'01] Einthoven W. Un nouveau galvanomètre, in : *Arch. Néerland. Sci exactes naturelles, Série 2*, 6, 625-633, 1901.

F

- [Fis'02] Michel Fischbach *Guide pratique du cardiaque, prévention et suivi*. Ed. Frison-Roche, 2002

G

- [Gol'42] Goldberger E: A simple, indifferent, electrocardiographic electrode of zero potentials and aAm Heart J., technique of obtaining augmented, unipolar, extremity leads. 1942, Vol. 23, p.483-92.
- [Gri'98] Gritzali F. Towards a generalized scheme for QRS detection in ECG waveforms. *Signal Process* 1998;15:183–92.
- [Gri'88] Gritzali, F. (1988). Towards a generalized scheme for QRS detection in ECG waveforms. *Signal Processing*, 15:183-192.
- [Gha'08] A.Ghaffari,H.Golbayani,M.Ghasemi, A new mathematical based QRS detector using continuous wavelet transform, *Comput. Electr . Eng.*38 (2008) 81–91
- [Gra'00] Gramatikov B, Brinker J, Yi-chun S and Thakor N V 2000 Wavelet analysis and time-frequency distributions of the body surface ECG before and after angioplasty *Comput. Methods Prog. Biomed.* **62** 87–98
- [Gro'88] Grossberg, S. Nonlinear neural networks: principles, mechanisms, and Architectures. **Neural Networks**, 1:17-61. 1988.
- [Gro'91] Grossberg, S. and Somers, D.. Synchronized oscillations during cooperative feature linking in a cortical model of visual perception. **Neural Networks**, 4:453-466. 1991

H

- [Hak'94] Haykin, S., *Neural networks: a comprehensive foundation*. Macmillan, New York, 1994.
- [Hol'61] Holter N J New method for heart studies: Continuous electrocardiography of active subjects *Science*, over long periods is now practical. 1961, Vol. 134, p. 1214-20.
- [Had'10] Zine-Eddine Hadj Slimane, Amine Nait-Ali, QRS complex detection using Empirical Mode Decomposition, *Elsevier J. Digital Signal Process.* 20 (4) (2010) 1221–1228.
- [Ham'86] Hamilton PS, Tompkin WJ. Quantitative investigation of QRS detection rules using MIT/BIH Arrhythmia database. *IEEE Trans BME* 1986;33:1157–65.
- [Hop'87] Hopfield J. J. Learning algorithms and probability distributions in feedforward and feedback neural networks, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 84, p. 8429-433, 1987
- [Hik'09] Hikmet Esen, Filiz Ozgen, Mehmet Esen, Abdulkadir Sengur Artificial neural network and wavelet neural network approaches for modelling of a solar air heater *Expert Systems with Applications*, Volume 36, Issue 8, October 2009, Pages 11240–11248
- [Har'96] Hartmut Dickhaus and Hartmut Heinrich, "Classifying Biosignals with Wavelet Networks-A Method for Noninvasive Diagnosis," *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, September/October 1996, pp. 103-111.

I

- [Ino'98] Inoue H and Miyazaki A 1998 A noise reduction method for ECG signals using the dyadic wavelet transform *IEICE Trans. Fundam.* vol E81A 1001–7

J

K

- [Kyr'88] Kyrkos A, Giakoumakis EA, Carayannis G. QRS detection through time recursive prediction technique. *Signal Process* 1988;15:429–36.
- [Kad'99] Kadambe, S., Murray, R. et Boudreaux-Bartels, F. (1999). Wavelet transformbased QRS complex detector. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 47(7):838-848.
- [Koh'02] Kohler, B.-U., Hennig, C. et Orglmeister, R. (2002). The principles of software QRS detection. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 21(1):42{57.
- [Koh'90] Kohonen. T. The self-organizing map. In **Proceedings IEEE**, pages 1464-1480, vol 78, no 9. September 1990

L

- [Lag'00] Lagerholm, M., Peterson, C., Braccini, G., Edenbrandt, L., and Sörnmo, L., Clustering ECG complexes using Hermite functions and self organizing maps. *IEEE Trans Biomed Eng* 47(7):838–848, 2000.
- [Lin'03] Linh, T. H., Osowski, S., and Stodolski, M., On-line heart beat recognition using Hermite polynomials and neuro-fuzzy network. *IEEE Trans Instrum Meas* 52:1224–1231, 2003.
- [Lin'01] Link A, Endt P, Oeff M and Trahms L 2001 Variability of the QRS in high resolution electrocardiograms and magnetocardiograms *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **48** 133–42
- [Li'00] Li. Gang, Ye. Wenyer, L. Ling, "An artificial intelligence approach to ECG analysis", *IEEE EMB Mag.*, 95–100, 2000.

- [Lag'04] Pablo J. M, Almeida R, Olmos SS, Rocha AP, Laguna P. A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard database. *IEEE Trans BME* 2004;51:570–80.
- [Li'95] Li, C., Zheng, C. et Tai, C. (1995). Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 42:21-28.
- [Lag'92] P. Laguna, R. Jane, and P. Caminal, "Adaptive Filtering of ECG Baseline Wander," presented at Engineering in Medicine and Biology Society, 1992. Vol.14. Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE, 1992.
- [Lem'00] Leman H and Marque C 2000 Rejection of the maternal electrocardiogram in the electrohysterogram signal *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **47** 1010–7

M

- [Mar'97] V. G. Mark, H. Jansen, "Using artificial neural network for classifying ICU patient states", *IEEE EMB Mag.*, 41–47, 1997.
- [Mal'00] S. Mallat. Une exploration des signaux en ondelettes. Editions de l'Ecole Polytechnique, Ellipses édition, Paris, 2000.
- [Maz'92] D. S. Mazel and M. H. Hayes, "Using Iterated Function Systems to Model Discrete Sequences," *IEEE Transaction on Signal Processing*, Vol. 40, No. 7, July 1992, pp. 1724-1734.
- [Min'99] Kei-ichiro Minami, Hiroshi Nakajima, and Takesshi Toyoshima, "Real-Time Discrimination of Ventricular Tachyarrhythmia with Fourier-Transform Neural network," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 46, No. 2, February 1999, pp. 179-185.
- [Mis'03] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim, and J.M. Poggi. Les ondelettes et leurs applications. Edition Hermès Science, Paris, 2003.
- [Mey'90] Y. Meyer. Ondelettes et opérateurs I - Ondelettes. Hermann, Paris, 1990.
- [Meh'08] Mehta SS, Lingayat NS. Development of SVM based classification techniques for the Delineation of wave components in 12-lead electrocardiogram. *Biomed Signal Process Control* 2008;3:341–9.
- [Mcc43] McCULLOCH W. S., PITTS W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, p. 115-133, 1943.
- [Min69] MINSKY M., PAPERT S. Perceptrons. MIT Press, 1969
- [Mal'89] S. G. Mallat, A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 11 (1989), no. 7, 674 – 693.

N

- [Nag'01] Nagin, V. et Selishchev, S. (2001). Implementation of algorithms for identification of QRS-complexes in real time ECG systems. *Biomedical Engineering*, 35(6):304{309.
- [Nik'01] Nikoliaev N, Gotchev A, Egiazarian K and Nikolov Z 2001 Suppression of electromyogram interference on the electrocardiogram by transform domain denoising *Med. Biol. Eng. Comput.* **39** 649–55

O

- [Olm'97] T. Olmez, "Classification of ECG waveforms using RCE neural network and genetic algorithm", *Electronics Letters*, 1561–1562, 1997
- [Oso'01] Osowski, S., and Linh, T. H., ECG beat recognition using fuzzy hybrid neural network. *IEEE Trans Biomed Eng* 48:1265–1271, 2001.
- [Obr68] Obraska P., Perlemuter L., Quevauvilliers J Médecine, appareille cardiovasculaire » Edition Masson Tome II 1968

P

- [Pan'85] Pan J, Tompkins WJ. A real time QRS detection algorithm *IEEE Trans Biomed Eng* 1985;32:230–6.

- [Pal'10] S. Pal, M. Mitra. Detection of ECG characteristic points using Multiresolution Wavelet Analysis based Selective Coefficient Method. *Journal of Measurement* 43 (2010) 255–261
- [Pan'85] Pan, J. et Tompkins, W. J. (1985). A real-time QRS detection algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 32(3):230{236.
- [Par'98] Park K L, Lee K J and Yoon H R 1998 Application of a wavelet adaptive filter to minimise distortion of the ST-segment *Med. Biol. Eng. Comput.* **36** 581–6
- [Par'01] Park K L, Khil M J, Lee B C, Jeong K S, Lee K J and Yoon H R 2001 Design of a wavelet interpolation filter for enhancement of the ST-segment *Med. Biol. Eng. Comput.* **39** 1–6
- [Pol'95] Poli, R., Cagnoni, S. et Valli, G. (1995). Genetic design of optimum linear and nonlinear QRS detectors. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 42(11):1137-1141.
- [Pk'91] Pati Y.C. & Krishnaprasad P.S. Discrete affine wavelet transforms for analysis and synthesis of feedforward neural network. In : *Advances in Neural Information Processing Systems* pp743-749 (1991)

Q

- [Qin'03] Shuren Qin, Zhong Ji, and Hongjun Zhu, "The ECG Recording Analysis Instrumentation Based on Virtual Instrument Technology and Continuous Wavelet Transform," *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS Cancun, Mexico, September 17-21, 2003*, pp. 3176-3179.

R

- [Ros'98] S. Rosaria, M. Carlo, "Artificial neural networks for automatic ECG analysis", *IEEE Trans. Signal Processing*, 1417–1425, 1998.
- [Rey'90] R. R. Coifman & Wickerhauser. *Best adapted wave packet bases*. Yale University. 1990
- [Ruc'10] G. Ruchita et A.K. Sharma. Detection of QRS complexes of ECG recording based on wavelet transform using Matlab. *Int. J. Eng. SCI*, vol. 2, no. 7, pages 3038–3034, 2010.
- [Ros'62] Rosenblatt, F. *Principles of Neurodynamics*. New York, Spartan Books, 1962

S

- [Szu'92] Szu, H. H., et al., Neural network adaptive wavelets for signal representation and classification. *Optical eng* 31(9):1907–1916, 1992.
- [Sai'12] Saini I et al., QRS detection using K-Nearest Neighbor algorithm (KNN) and evaluation on standard ECG databases, *J Adv Res* (2012)
- [Shu'00] Shusterman, V., Shah, S. I., Beigel, A., and Anderson, K. P. (2000). Enhancing the precision of ecg baseline correction : selective filtering and removal of residual error. *Comput Biomed Res*, 33(2) :144–60.
- [Sax'02] Saxena SC, Vinod K, Hamde ST. QRS detection using new wavelets. *J Med Eng Technol* 2002;26:7–15.
- [Sip'98] Silipo, R. et Marchesi, C. (1998). Artificial neural networks for automatic ECG analysis. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 46(5):1417{1425.
- [Sen'95] Senhadji, L., Carrault, G., Bellanger, J.-J. et Passariello, G. (1995). Comparing wavelet transforms for recognizing cardiac patterns. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pages 167{173.
- [Sor'06] L. Sornmo et P. Laguna. *Electrocardiogram ECG signal processing*. Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering, 2006

- [Shu'12] Shuning Wei, Yaonan Wang, Yi Zuo Wavelet neural networks robust control of farm transmission line deicing robot manipulators *Computer Standards & Interfaces*, Volume 34, Issue 3, March 2012, Pages 327–333
- [Sah'97a] Sahambi J S, Tandon S M and Bhatt R K P 1997a Using wavelet transforms for ECG characterization: an on-line digital signal processing system *IEEE Eng. Med. Biol.* 16 77–83
- [Sah'97b] Sahambi J S, Tandon S M and Bhatt R K P 1997b Quantitative analysis of errors due to power-line interference and base-line drift in detection of onsets and offsets in ECG using wavelets *Med. Biol. Eng. Comput.* 35 747–51
- [Sah'98] Sahambi J S, Tandon S M and Bhatt R K P 1998 Wavelet base ST-segment analysis *Med. Biol. Eng. Comput.* 36 568–72
- [Ste'02] Sternickel K 2002 Automatic pattern recognition in ECG time series *Comput. Methods Prog. Biomed.* 68 109–15

T

- [Tao'10] Taouli SA, Bereksi-Reguig F. Noise and baseline wandering suppression of ECG signals by morphological filter. *J Med Eng Technol.* 2010 Feb;34(2):87-96.
- [Tra'93] Trahanias PE. An approach to QRS-complex detection using mathematical morphology. *IEEE Trans Biomed Eng* 1993;40:201–5.
- [Tik'99] Tikkanen P E 1999 Nonlinear wavelet and wavelet packet denoising of electrocardiogram signal *Biol. Cybernetics* 80 259–67

U

- [Ube'08] Ubeyli, and Elif Derya, —Feature extraction for analysis of ECG signals, *Engineering in Medicine and Biology Society, 2008. EMBS 2008. 30th Annual International Conference of the IEEE*, pp. 1080-1083, 2008.
- [Ube'05] Güler, I., and Übeyli, E. D., ECG beat classifier designed by combined neural network model. *Pattern Recognit* 38(2):199–208, 2005.
- [Ube'09] Ubeyli, E. D., Adaptive neuro-fuzzy inference system for classification of ECG signals using Lyapunov exponents. *Comput Meth Programs Biomed* 93:313–321, 2009.

V

- [Var'02] Vargas, F., Lettnin, D., de Castro, M. C. F., and Macarthy, M., Electrocardiogram pattern recognition by means of MLP network and PCA: a case study on equal amount of input signal types, *Proceedings of the VII Brazilian Symposium on Neural Networks*, 2002.
- [Vin'93] Greg Vines and Monson H. Hayes, III, “Nonlinear Address Maps in a One-Dimensional fractal Model,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 41, No. 4, April 1993, pp. 1721-1724.

W

- [Wal87] Waller A.D. A demonstration on man of electromotive changes accompanying the heart beat, in : *Physiol.* 8, 229-234, 1887
- [Wen'09] Cheng, Weng., et al., Classification of ECG complexes using selforganizing CMAC. *J Meas* 42:399–707, 2009.
- [Wil'87] J. L. Williams, E. Lesaffre, “Comparison of multi-group logistic and linear discriminant ECG and VCG classification”, *J. Electrocardiol.*, 83–92, 1987.
- [Wat'95] Watrous, R. et Towell, G. (1995). A patient-adaptive neural network ECG patient monitoring algorithm. *Dans Proceedings Computers in Cardiology*, Vienna.
- [Wie'99] Wieben, O., Afonso, V. et Tompkins, W. (1999). Classification of premature ventricular complexes using filter bank features, induction of decision trees and a

fuzzy rule-based system. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 37(5):560-565.

[Wei'10] H.L. Wei, S.A. Billings, Y.F. Zhao, L.Z. Guo An adaptive wavelet neural network for spatio-temporal system identification *Neural Networks*, Volume 23, Issue 10, December 2010, Pages 1286–1299

[Wan'01] Yang Wang, Yi-Sheng Zhu, Nitish V. Thakor, and Yu-Hong Xu, "A Short-Time Multifractal Approach for Arrhythmias Detection Based on Fuzzy Neural Network," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 48, No. 9, September 2001, pp. 989-995.

X

Y

Z

[Zar'11] Zarita Zainuddin, Ong Pauline Modified wavelet neural network in function approximation and its application in prediction of time-series pollution data *Applied Soft Computing*, Volume 11, Issue 8, December 2011, Pages 4866–4874

[Zha'92] Zhang Q. & Beneveniste A. Wavelet Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks* 3(6) : 889-898, Novembre 1992.