

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

UNIVERSITE MOULOUD MAMMARI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

Mémoire de fin d'études

**Présenté en vue de l'obtention du
Diplôme de Master II Académique en Electronique**

Option : Télécommunications et Réseaux

Thème :

**Application des réseaux de neurones probabilistes et la
transformée en ondelettes à la détection de la fibrillation
auriculaire**

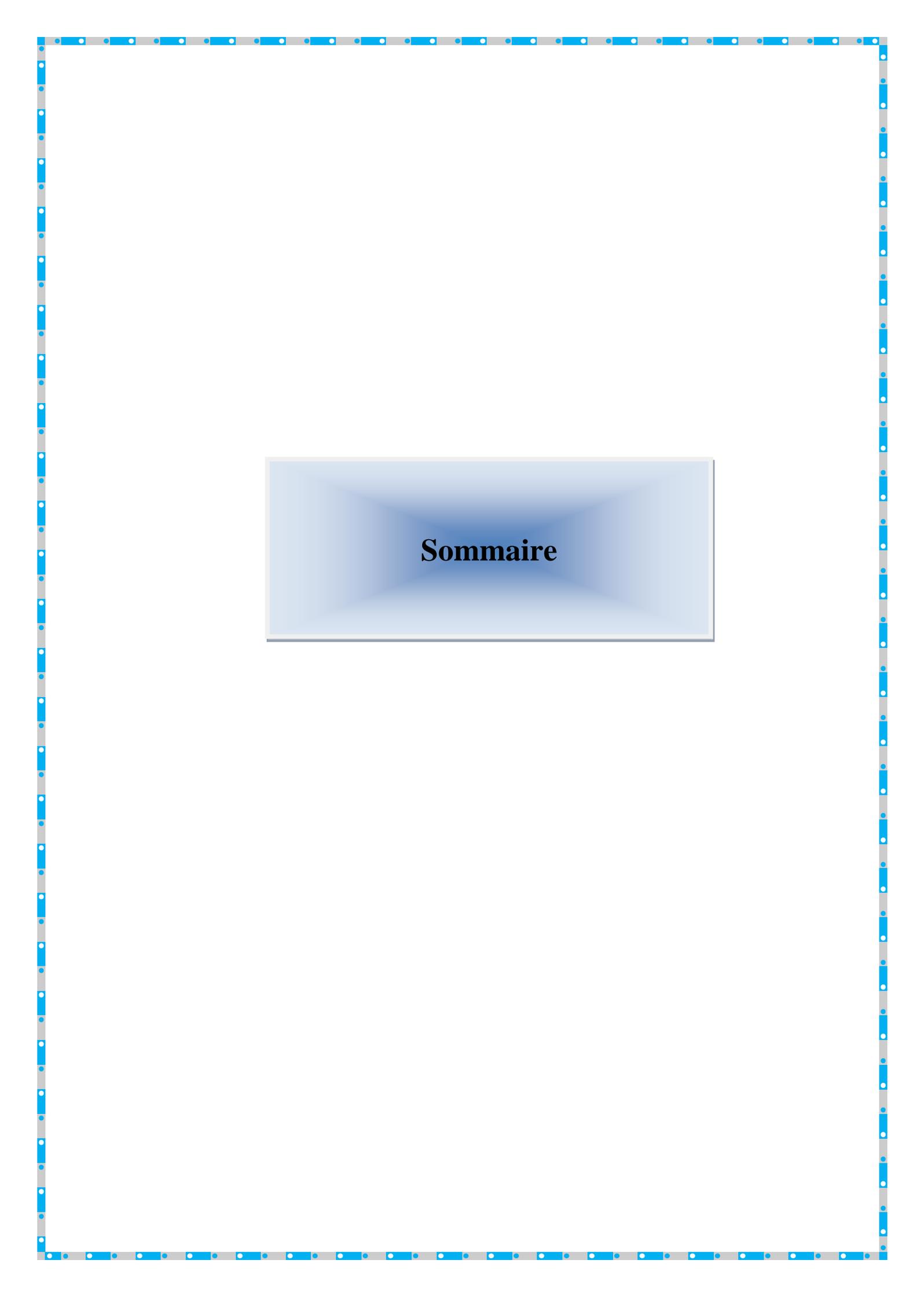
Proposé et dirigé par :

M^r. Y.AIT BACHIR

Présenté par :

M^r. HAMITOCHE AREZKI

**Année universitaire
2011/2012**



Sommaire

Introduction générale

1

Chapitre I :

Introduction à l'électrocardiographie

I.1.Introduction	2
I.2. Techniques d'enregistrement d'ECG	3
I.2.1. L'enregistrement	3
I.2.2. Notion de dipôle électrique	4
I.2.3. Système de dérivations de l'ECG	5
I.2.3.1. Dérivations bipolaires	6
I.3. Analyse de l'ECG	7
I.3.1. Les ondes P, Q, R, S, T	7
I.3.1. Les ondes P, Q, R, S, T	8
I.3.3. Les intervalles de l'ECG	9
I.3.4. L'ECG normal	10
I.3.5. Le rythme cardiaque	10
I.3.6. La fréquence cardiaque	11
I.3.7. Les arythmies supraventriculaires	12
I.3.7.1. La fibrillation auriculaire (FA)	12
I.3.7.2. La tachycardie supraventriculaire (TSV)	13
I.4. Filtrage et prétraitement de signal ECG	13
I.4.1. Les types de bruit présent dans l'ECG	13
I.4.1.1. La dérive de la ligne de base	14
I.4.1.2. Interférence d'un signal à 50 Hz	15
I.4.2.Principaux filtres de l'ECG	16
I.4.2.1. Filtrage de la dérive de la ligne de base	16
I.4.2.2. Filtrage du signal a 50 Hz (ou 60 Hz)	17
I.4.2.3. Filtrage du bruit de l'électromyogramme	17
I.5. Conclusion	18

Chapitre II:

Prétraitement de signal ECG

II.1. Introduction	19
II.2. La transformée ondelettes	19
II.2.1. Définitions	20
II.2.2. Les propriétés de la transformée en ondelettes	22
II.2.2.1. Sélectivité en fréquence	22
II.2.2.2. Similarité	22
II.2.2.3. Symétrie	23
II.2.2.4. Orthogonalité	23
II.2.2.5. Régularité	23
II.2.2.6. Nombre de moments nuls	23
II.2.2.7. Facteur d'échelle minimal	23
II.2.2.8. Lien entre la fréquence et l'échelle	24
II.2.3. La transformée en ondelettes continue	24
II.2.3.1. Analyse	24
II.2.3.2. Implémentation de la transformée en ondelettes continue (CWT)	25
II.2.3.3. Reconstruction	25
II.2.4. Transformée en ondelettes discrète	26
II.2.5. L'analyse multi-résolution	27
II.2.4. Choix de l'ondelette	28
II.3. Application : prétraitement des signaux ECG	29
II.3.1. L'organigramme de prétraitement de signal ECG	29
II.3.2. Elimination de la fluctuation de la ligne de base : Filtrage à moyenne glissante et résultats	30
II.3.2. Elimination des bruits : Seuillage des coefficients d'ondelettes	33
II.3.2.1. Seuillage des coefficients	33
II.3.2.1.1. Le seuillage dur	34
II.3.2.1.2. Le seuillage doux	35
II.3.2.2. Seuillage par défaut de MATLAB et résultats	36
II.4. Conclusion	40

Chapitre III:	Extraction des paramètres de signal ECG
III.1. Introduction	41
III.2. Extraction des paramètres temporels et d'amplitude des signaux ECG : La méthode de seuillage	41
III.2.1. Caractéristiques en temps et amplitude d'un ECG normal et d'une fibrillation auriculaire	42
III.2.2. Le seuillage	43
III.2.2.1. L'organigramme de l'algorithme de seuillage	43
III.2.2.2. Seuil de détection en amplitude	45
III.2.2.3. Seuil de détection en temps	45
III.2.2.4. Résultats de l'algorithme de seuillage	46
III.2.3. Conclusion et interprétation des résultats de seuillage	49
III.3. Extraction des paramètres statistiques des signaux ECG : la transformée en ondelettes	50
III.3.1. L'organigramme d'extraction des paramètres statistiques des signaux ECG	50
III.3.2. Résultats et interprétation	52
III.4. Conclusion	55

Chapitre IV:

Détection de la fibrillation auriculaire par réseaux de neurons

IV.1. Introduction	56
IV.2. La théorie des réseaux de neurones	56
IV.2.1. Le neurone biologique et le modèle mathématique	56
IV.2.1.1. Le modèle neurophysiologique	56
IV.2.1.2 Le modèle mathématique	57
IV.2.2. Architecture des réseaux de neurones	59
IV.2.2.1. Les réseaux de neurones non bouclés (en Anglais feedforward)	59
IV.2.2.2. Les réseaux de neurones bouclés (récurrents)	60
IV. 2.3 .Les types d'apprentissage des réseaux de neurones	60
IV.2.3.1. L'apprentissage supervisé	60
IV.2.3.2. L'apprentissage non supervisé	61
IV.4. Les réseaux de neurones les plus utilisés	61
IV.4.1. Les Perceptrons	62
IV.4.1.1. Le perceptron monocouche (Perceptron simple)	62
IV.4.1.2. Le perceptron multicouche (en anglais Multi Layer Perceptron)	62
IV.4.2. Les réseaux à fonction de base radiale	62
IV.4.3. Les cartes auto-organisatrices de Kohonen (SOM)	62
IV.4.4. Les réseaux de HOPFIELD	63
IV.4.5 Les réseaux ART	63
IV.5. Les réseaux de neurones à fonction de base radiale	64
IV.5.1. Le modèle neuronal et la fonction de base du RBF	64
IV.5.2. L'architecture réseau du RBF	65
IV.6. Les réseaux de neurones probabilistes (PNN)	66
IV.6.1. La couche à fonction de base radiale	67
IV.6.2. La couche compétitive	68
IV.7. Mesures de la performance de réseau de neurones détecteur	68
IV.8. Application : conception d'un réseau de neurones probabiliste pour la détection de la fibrillation auriculaire sous MATLAB	69
IV.8.1. Utilisation des paramètres statistiques : Détection d'une fibrillation auriculaire et d'une activité cardiaque normale	69
IV.8.1.1. L'apprentissage du réseau de neurones	69

IV.8.1.2. La conception du réseau de neurones probabiliste	71
IV.8.1.3. Le test du réseau de neurones	72
IV.8.1.4. Les résultats	72
IV.8.1.4.1. Phase d'apprentissage	72
IV.8.1.4.2. Phase de validation	72
IV.8.1.4.3. Interprétation	73
IV.8.2. Utilisation des paramètres statistiques : Détection d'une fibrillation auriculaire et d'une arythmie supraventriculaire	74
IV.8.2.1. L'apprentissage et test du réseau de neurones	74
IV.8.2.2. Les résultats	75
IV.8.2.2.1. Phase d'apprentissage	75
IV.8.2.2.2. Phase de validation	75
IV.8.2.2.3. Interpretation	76
IV.8.3. Combinaison des paramètres statistiques et des paramètres d'amplitude et de position des ondes de l'ECG: Détection d'une fibrillation auriculaire et d'une arythmie supraventriculaire	76
IV.8.3.1. L'apprentissage du réseau de neurones	76
IV.8.3.2. Les résultats	77
IV.8.3.2.1. Phase d'apprentissage	77
IV.8.2.2.2. Phase de validation	77
IV.8.2.2.3. Interprétation	78
IV.9. Conclusion	79
Conclusion générale	80

Liste des figures

1.1. Progression de l'impulsion électrique à travers le cœur	4
1.2. Schéma de signal enregistré par les électrodes	5
1.3. Etapes successives de dépolarisation/repolarisation du cœur qui se traduisent sur le plan électrocardiographique par différentes ondes P, Q, R, S, T	8
1.4. Densité spectrale de puissance des complexes QRS, des ondes P et T, et des bruits d'origine musculaire ou respiratoire	9
1.5. Présence de FA sur l'ECG	12
1.6. Signal ECG présentant une dérive de la ligne de base	14
1.7. Exemple d'ECG présentant des interférences 50Hz	15
1.8. Exemple d'ECG présentant des interférences d'origine électromyographique	16
2.1. Ondelette avec différents facteurs d'échelles	21
2.2. Pavage temps fréquence pour la transformée en ondelettes pour deux facteurs d'échelle $a_2 < 1 < a_1$	22
2.3. Décomposition de $X[n]$ basée sur l'Analyse Multi-Résolution de la transformée en ondelettes orthogonale	28
2.4. Organigramme de prétraitement de signal ECG	29
2.5. Signal ECG normal bruité (n° 16265m de MIT-BIH data base)	31
2.6. Signal ECG normal à dérive de ligne de base éliminée (n° 16265m de MIT-BIH data base)	32
2.7. Signal ECG bruité d'une fibrillation auriculaire (n° 01m de AF-TC data base)	32
2.8. Signal ECG d'une fibrillation auriculaire à dérive de ligne de base éliminée (n° 01m de AF-TC data base)	33
2.9. Caractéristique entrée-sortie de seuillage dur	34
2.10. Caractéristique entrée-sortie de seuillage doux	35
2.11. Signal ECG normal (n° 16265 de MIT-BIH) avant débruitage	37
2.12. Signal ECG normal (n° 16265 de MIT-BIH) après débruitage	38
2.13. Signal ECG d'une fibrillation auriculaire (n° 01 d'AF-TC) avant débruitage	39
2.14. Signal ECG d'une fibrillation auriculaire (n° 01 d'AF-TC) après débruitage	39
3.1. Comparaison entre un ECG normal et d'une fibrillation auriculaire	43
3.2. Organigramme de l'algorithme de seuillage	44
3.3. Les pics R détectés dans l'ECG normal n°16265 de MIT-BIH	46
3.4. Les pics R détectés dans l'ECG d'une fibrillation auriculaire n°01 d'AF-TC	47
3.5. Les ondes P, Q, R, S, T détectés dans l'ECG normal n°16265 de MIT-BIH	48

3.6. Les ondes P, Q, R, S, T détectés dans l'ECG d'une fibrillation auriculaire n°01 d'AF-TC	48
3.7. Organigramme d'extraction des paramètres statistiques de l'ECG	51
4.1. Schéma d'un neurone	52
4.2. Schéma d'une synapse	52
4.3. Neurone formel	53
4.4. Différents types de fonctions d'activation pour le neurone artificiel	58
4.5. Réseaux de neurones le plus utilisés	61
4.6. Le modèle neuronal du RBF	64
4.7. La fonction de transfert de neurone « radbas »	65
4.8. Architecture d'un réseau de neurones à fonction de base radiale.	66
4.9. Architecture d'un réseau de neurones probabiliste	67
4.10. Signal ECG correspondant à une activité cardiaque normale	70
4.11. Signal ECG correspondant à une Fibrillation auriculaire	71
4.13. Signal ECG correspondant à une arythmie supraventriculaire	74

Glossaire

- ✓ **ECG** : Electrocardiogramme
- ✓ **EMG** : Electromyogramme
- ✓ **TFCT** : Transformée de Fourier à Court Terme
- ✓ **TFFG** : Transformée de Fourier à Fenêtre Glissante
- ✓ **T.F** : Transformée de Fourier
- ✓ **T.O** : Transformée en Ondelettes
- ✓ **DWT** : Transformée en Ondelettes Discrète
- ✓ **CWT** : Transformée en Ondelettes Continue
- ✓ **db** : Ondelette de Debauchies
- ✓ **FA** : Fibrillation Auriculaire
- ✓ **TSV** : Tachycardie Supraventriculaire
- ✓ **AF-TC** : Base de données de la fin de la fibrillation auriculaire
- ✓ **MIT-BIH** : Base de données d'arythmies cardiaques de l'institut de technologie de Massachusetts.

Introduction générale

La fibrillation auriculaire (FA) est une maladie cardiaque très fréquente qui affecte des millions de gens à travers le monde. La fibrillation auriculaire peut être asymptomatique, peut avoir lieu soudainement ou au hasard, et s'elle n'est pas diagnostiquée, elle peut conduire à des complications plus sérieuses allant jusqu'à un arrêt cardiaque.

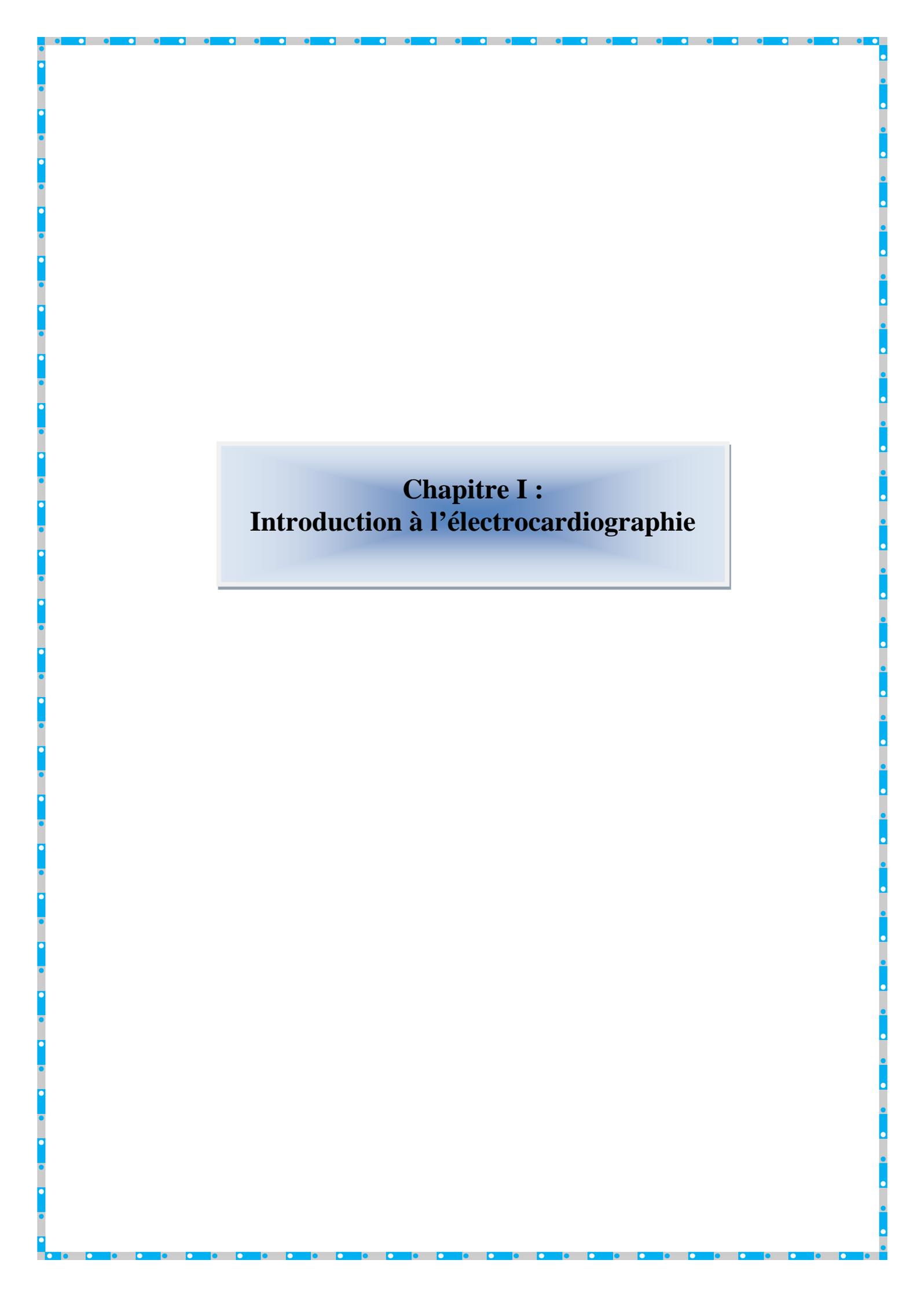
L'objectif principal de notre travail est de proposer une architecture neuronale capable de détecter la fibrillation auriculaire. Pour ce faire, on doit proposer un algorithme qui permet l'extraction des paramètres discriminants d'un signal ECG et mets en valeur les caractéristiques distinctives de la fibrillation auriculaire. Les paramètres extraits forment ensuite un vecteur « entrée » d'un réseau de neurones utilisé comme classificateur pour permettre l'identification automatique de cette arythmie.

Les troubles de rythme cardiaque reflétés sur les tracés ECG, peuvent apporter des informations pertinentes, en faveur d'un diagnostic médical. Plusieurs approches ont été développées par les chercheurs en traitement de signal pour l'extraction des paramètres discriminants du signal ECG.

Notre travail est orienté vers la recherche des outils plus efficaces pour l'extraction des paramètres discriminants d'une fibrillation auriculaire ainsi que d'architecture appropriée de réseaux de neurones permettant la détection de cette arythmie. Pour ce faire, on a scindé notre travail en quatre parties :

- ✓ Le premier chapitre traite des notions théoriques générales d'électrocardiographie et des signaux ECG.
- ✓ Le deuxième chapitre détaille la théorie de prétraitement des signaux ECG et des outils mathématiques que nous avons utilisé pour son implémentation. Nos résultats pratiques mettent en évidence l'efficacité de l'analyse multi-résolution de la transformée en ondelettes et de filtrage à moyenne glissante.
- ✓ Le quatrième chapitre traite de l'extraction des paramètres statistiques et temporels et d'amplitude de l'ECG. Nous avons utilisé la transformée en ondelettes pour l'extraction des paramètres statistiques et le seuillage pour l'extraction des paramètres temporels et d'amplitude. Nous avons proposé un algorithme pour chaque approche et détaillé leurs résultats pratiques correspondant.
- ✓ Le quatrième chapitre présente notre application finale, à savoir la conception d'un réseau de neurones probabiliste pour la détection de la fibrillation auriculaire. L'intérêt de la combinaison des paramètres statistiques et temporels et d'amplitude des ondes de l'ECG est mis en évidence.

Enfin, nous clôturons notre travail par une conclusion générale.



Chapitre I :
Introduction à l'électrocardiographie

I.1. Introduction :

L'électrocardiographie explore l'activité électrique du cœur par enregistrement des électrocardiogrammes, tracés bidimensionnels qui inscrivent en fonction du temps les variations du potentiel électrique induites dans les différents points du corps par le cœur en activité. Les innombrables cellules musculaires qui le constituent sont dotées de propriétés spéciales dont les deux plus importantes sont le pouvoir mécanique de contraction et l'activité électrique rythmique, elle-même liée à des déplacements ioniques à travers la membrane des cellules.

La dépolarisation très brusque, se maintient environ durant 0,3 secondes puis est suivie aussitôt de la repolarisation qui rétablira les charges électriques initiales. Elle se propage rapidement de proche en proche, aux cellules voisines et finalement au cœur tout entier en 5 centièmes de seconde environ. Cependant, comme la repolarisation est beaucoup plus lente, la durée totale de l'activation de la masse cardiaque est de l'ordre de 40 centièmes de seconde. L'état de repos électrique dure environ 60 centièmes de seconde. Ainsi, le rythme de l'activité du cœur est de 60 à 80 activations par minute au repos.

L'électrocardiographie consiste à recueillir au niveau de la peau le champ électrique créé par ces courants d'activités de la fibre musculaire cardiaque, à l'amplifier puis l'enregistrer. L'électrocardiogramme s'est révélé comme étant une technique primordiale pour la surveillance ou dans le diagnostic. L'abréviation usuelle utilisée pour parler de l'électrocardiogramme est l'ECG.

Dans ce chapitre, nous présentons les principales techniques d'enregistrements d'ECG, puis nous nous attarderons sur l'analyse de l'ECG et les principaux prétraitements qu'il subit.

I.2. Techniques d'enregistrement d'ECG :

I.2.1. L'enregistrement :

L'enregistrement électro-cardiographique peut se faire soit par voie externe à l'aide d'électrodes posées à la surface du corps, soit par voie interne en enregistrant l'influx électrique à la surface du cœur ou directement en introduisant une sonde endocavitaire.

Il se fait sur un papier millimétré, déroulant à vitesse constante. Ce papier est composé de carrés de 5mm x 5 mm. Ces carrés sont subdivisés en carrés plus petits d'un millimètre de côté. Dans les conditions standard, le papier est déroulé à la vitesse de 25 mm par seconde, de sorte qu'un millimètre corresponde à 0,04 seconde, et 5 mm à 0,20 seconde. L'étalonnage standard de l'électrocardiogramme enregistre en ordonnée une déflexion de 10 mm pour un voltage de 1 mV. Un étalonnage correct est indispensable à l'interprétation des tracés.

Il existe différents types d'enregistrement de l'activité cardiaque :

- ✓ l'ECG de repos est enregistré grâce à des électrodes placées sur le patient qui est allongé.
- ✓ L'ECG d'effort quant à lui est enregistré durant un exercice dynamique (alternance de contractions et de relâchements musculaires).

L'électrocardiogramme d'effort se fonde sur le même principe que l'électrocardiogramme de repos, mais il est demandé au patient, pour le cas du cycloergomètre, de pédaler sur un vélo à une vitesse constante pendant l'enregistrement, alors que l'on oppose une résistance de plus en plus forte au pédalage. Le patient doit ainsi arriver, par paliers successifs, à une fréquence cardiaque déterminée en fonction de son âge. Cet examen est utile pour déceler des anomalies qui ne peuvent apparaître qu'à l'effort. Durant l'épreuve, on contrôle l'enregistrement et la pression artérielle. Toute douleur ou autre trouble susceptible de nécessiter l'arrêt de l'épreuve est alors signalé au médecin. En rythmologie, cet examen est susceptible de donner des précisions sur ce que devient une arythmie constatée au repos lorsque le patient réalise un effort. Une arythmie constatée au repos peut en effet aussi bien disparaître complètement que s'amplifier significativement lorsqu'un effort est réalisé.

La technique d'exploration la plus répandue et qui est recommandée par l'American Heart Association, utilise l'ECG à 12 dérivations obtenu en changeant de position des électrodes périphériques.

I.2.2. Notion de dipôle électrique :

Pour comprendre le fonctionnement des dérivations, il faut revenir sur une notion fondamentale, les différences de potentiels, et donc les vecteurs.

L'ECG est l'enregistrement des potentiels électriques parcourant le cœur. La propagation des potentiels d'action au sein du cœur correspond en fait à la propagation d'une zone de dépolarisation (positive) dans un myocarde repolarisé (négatif). C'est donc l'importance, la vitesse, et la direction moyenne du front de propagation qui sont enregistrées au cours de l'ECG. Ceci revient à enregistrer le vecteur représentant la différence de potentiel entre les 2 fronts positif et négatif.

Ainsi, un cœur au repos, repolarisé (négatif) ou complètement dépolarisé (positif) donnera un enregistrement "nul" : le tracé correspondant sera la ligne de base (la ligne isoélectrique).

Une électrode voyant le front positif se rapprocher enregistrera un signal positif, et à l'inverse si ce front s'éloigne, le signal enregistré est négatif.

La progression des ondes à travers le cœur suit le chemin décrit par la figure 1.1 :

1. L'onde de dépolarisation va du nœud sinusal au nœud auriculo-ventriculaire,
2. elle est ralentie au niveau du nœud auriculo-ventriculaire
3. l'onde de dépolarisation part du nœud auriculo-ventriculaire pour atteindre la pointe du septum ventriculaire,
4. l'onde de dépolarisation est transmise du septum à l'ensemble des ventricules.

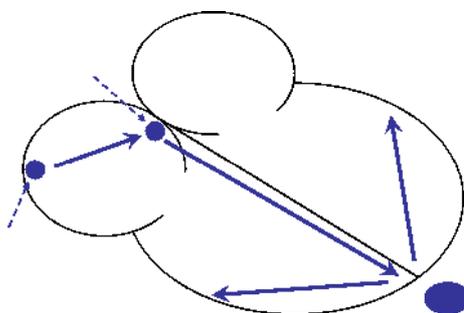


Fig. 1.1 – Progression de l'impulsion électrique à travers le cœur.

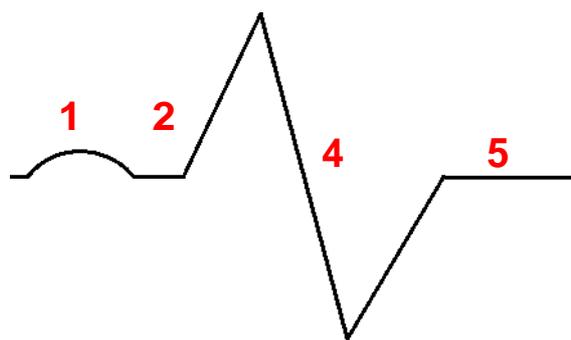


Fig. 1.2. Schéma de signal enregistré par les électrodes.

Le signal enregistré par l'électrode de la figure 1.1 placée en bas du septum ventriculaire, est présenté schématiquement par la figure 1.2 et est composé de :

1. une onde positive, le signal allant vers l'électrode,
2. un tracé isoélectrique : pas de déplacement de dépolarisation,
3. une onde positive, le signal allant vers l'électrode,
4. une onde négative, le signal s'éloignant de l'électrode,
5. un tracé isoélectrique : myocarde au repos (tout repolarisé) (ligne de base).

Plus précisément, dans les paragraphes suivants nous allons voir les différentes ondes constituant un enregistrement ECG normal.

I.2.3. Système de dérivations de l'ECG :

La dérivation en électrocardiographie correspond à une droite qui lie les 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.

Un système de dérivation consiste en un ensemble cohérent de dérivations, chacune étant définie par la disposition des électrodes sur le patient. L'emplacement des électrodes est choisi de façon à explorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque. Plusieurs systèmes standardisés existent. En général en cardiologie clinique, on utilise 12 dérivations connues comme les dérivations standards.

L'ECG à 12 dérivation, six dérivation frontale et six précordiales, a été standardisé par une convention internationale. Les différents points d'observation proposés par les dérivation standards permettent d'avoir une idée tridimensionnelle de l'activité électrique du cœur.

Les dérivation standards forment un système de 12 dérivation complémentaires:

- ✓ 3 dérivation bipolaires d'Einthoven sur les membres : DI, DII et DIII,
- ✓ 3 dérivation unipolaires augmentées de Goldberger, sur les membres : aVR, aVL et aVF,
- ✓ 6 dérivation unipolaires précordiales, de Kossman : V1, V2, V3, V4, V5 et V6.

Dans les paragraphes suivants, nous présenterons les position des électrode correspondante à chaque type de dérivation.

I.2.3.1. Dérivation bipolaires :

La disposition des électrode dans les trois dérivation bipolaires standards respecte une convention établie par Einthoven. Le système d'Einthoven se base sur les hypothèse suivante :

- ✓ l'activité électrique du cœur est équivalente à celle d'un dipôle, dont la direction, l'orientation et le moment varient au cours de la systole, mais dont l'origine reste fixe;
- ✓ les membres sont de simple conducteur linéaire;
- ✓ le corps constitue un milieu résistif homogène.

Einthoven a proposé trois dérivation, appelées bipolaires car le potentiel est mesuré entre deux électrode :

- ✚ DI enregistre la différence de potentiel entre le bras gauche (VL) et le bras droit (VR);
- ✚ DII enregistre la différence de potentiel entre la jambe gauche (VF) et le bras droit (VR);
- ✚ DIII enregistre la différence de potentiel entre la jambe gauche (VF) et le bras gauche (VL).

DI, DII et DIII formant un circuit fermé, la loi des mailles est appliquée et conduit à la loi d'Einthoven:

$$\begin{aligned}DI &= V_L - V_R, \\DII &= V_F - V_R, \\DIII &= V_F - V_L,\end{aligned}$$

Où VR correspond au potentiel au bras droit, VL correspond au potentiel au bras gauche, et VF correspond au potentiel dans la jambe gauche. On a la relation suivante entre les dérivations :

$$DII = DI + DIII. \quad (1.1)$$

Cette relation signifie que seules deux des trois dérivations sont indépendantes. Ce système de référence est schématisé par un triangle équilatéral appelé triangle d'Einthoven, dont les sommets représentent les localisations des. Ces dérivations explorent l'activité cardiaque dans le plan frontal.

En pratique, les points d'acquisition des potentiels VL, VR et VF sont situés respectivement, sur le poignet gauche, le poignet droit et la cheville gauche.

I.3. Analyse de l'ECG :

I.3.1. Les ondes P, Q, R, S, T :

Chaque cycle de dépolarisation/repolarisation du cœur correspond au passage du courant électrique, chez le sujet sain, des oreillettes vers les ventricules qui se contractent dans ce même ordre. Sur le plan électro-cardiographique, cela se traduit par l'enregistrement toujours dans le même ordre de différentes ondes : P, Q, R, S, et T.

En fixant les électrodes à la surface du corps du patient, on enregistre donc des phénomènes électriques relatifs au parcours du potentiel d'action, dont les étapes sont successivement :

- ✓ La dépolarisation des oreillettes depuis le nœud sinusal vers le nœud auriculo-ventriculaire qui se traduit par une déflexion sur l'ECG. Celle-ci est caractérisée par l'onde P. C'est une onde de petite amplitude, arrondie, parfois diphasique. Le rythme physiologique est dit sinusal. Dans ce cas, les ondes P auriculaires précèdent régulièrement les complexes ventriculaires QRS. L'intervalle P-Q est un court segment isoélectrique qui sépare l'onde P du complexe ventriculaire. La repolarisation auriculaire n'est pas visible sur l'ECG normal car elle est masquée par la dépolarisation ventriculaire.

- ✓ La dépolarisation ventriculaire est indiquée par le complexe QRS. Par définition, l'onde Q est la première onde négative, l'onde R la première onde positive du complexe et l'onde S la première onde négative après l'onde R.
- ✓ L'onde T correspond au courant de repolarisation des ventricules. Cette onde succède au complexe QRS après retour à la ligne isoélectrique.

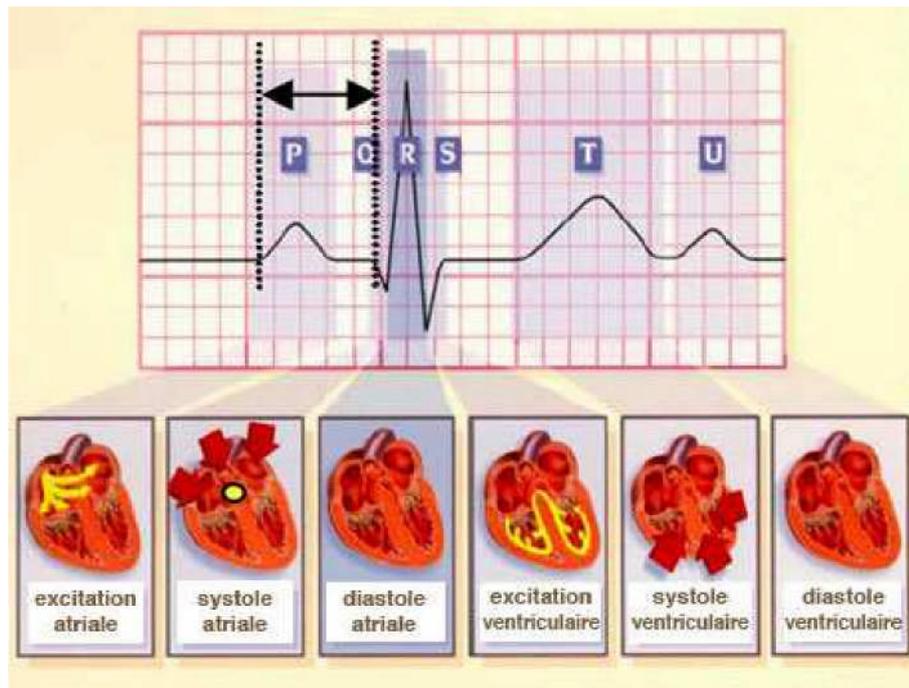


Fig. 1.3. Etapes successives de dépolarisation/repolarisation du cœur qui se traduisent sur le plan électro-cardiographique par différentes ondes P, Q, R, S, T.

I.3.2. Les caractéristiques fréquentielles de l'ECG :

Il a été démontré que les composantes fréquentielles d'un ECG normal ont les caractéristiques suivantes :

- ✓ le spectre de l'ECG s'étend entre une fréquence nulle et environ 100 Hz,
- ✓ l'onde P se caractérise par une bande spectrale de basse fréquence et de faible amplitude : ses composantes fréquentielles sont entre 0, 5 Hz et 10 Hz;
- ✓ l'onde T se caractérise sur une bande spectrale analogue à celle de l'onde P entre 0, 5 Hz et 10Hz;

- ✓ le complexe QRS possède un contenu fréquentiel bien plus important que les autres ondes de l'ECG. Ses composantes fréquentielles sont entre 10 Hz et 15 Hz;
- ✓ le contenu fréquentiel de la ligne de base et des éventuels artefacts de mouvement se situe entre 0, 5 Hz et 7 Hz.

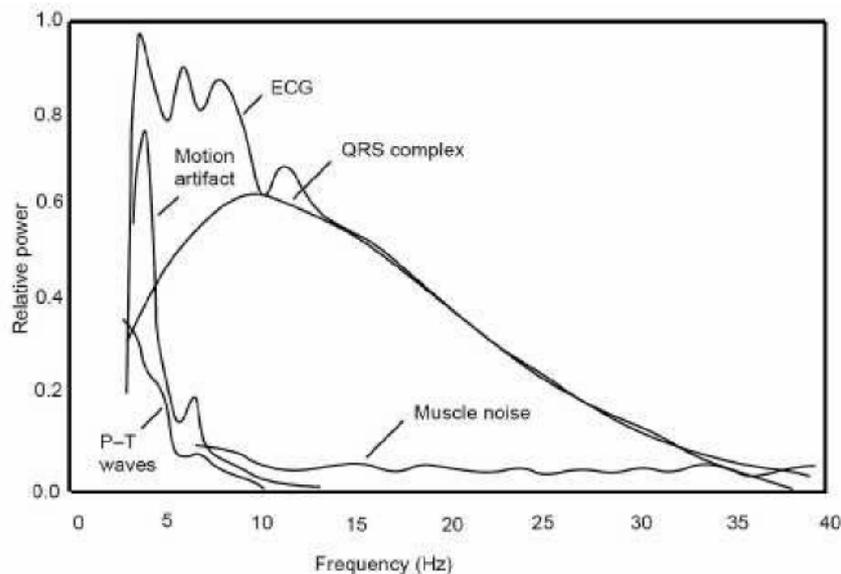


Fig. 1.4. Densité spectrale de puissance des complexes QRS, des ondes P et T, et des bruits d'origine musculaire ou respiratoire.

I.3.3. Les intervalles de l'ECG :

Les intervalles et segments du tracé électro-cardiographique sont des paramètres importants, permettant d'évaluer la normalité ou non de l'espace entre deux événements électriques :

- ✓ L'intervalle P-R correspond au délai entre la dépolarisation de l'oreillette et celle de ventricule. C'est le temps de propagation de l'onde de dépolarisation à travers les oreillettes, le nœud auriculo-ventriculaire, le faisceau de His et le réseau de Purkinje, jusqu'aux cellules myocardiques ventriculaires. Il représente le temps de conduction auriculo-ventriculaire.
- ✓ L'intervalle Q-T correspond au temps de systole ventriculaire qui va du début de l'excitation des ventricules jusqu'à la fin de leur relaxation.

- ✓ Le segment S-T correspond à la phase de repolarisation ventriculaire, phase durant laquelle les cellules ventriculaires sont toutes dépolarisées : il n'y a donc pas a priori de propagation électrique, le segment est alors isoélectrique.
- ✓ L'intervalle P-P représente le cycle cardiaque. Classiquement, il n'est pas mesuré.
- ✓ L'intervalle R-R sépare les sommets de deux ondes R successives et représente le cycle de repolarisation ventriculaire. Il est associé à la période cardiaque.

I.3.4. L'ECG normal :

Les valeurs normales de la durée des ondes et des intervalles de l'ECG sont les suivantes :

- ✚ Onde P : inférieure ou égale à 0.11 s ;
- ✚ Onde Q : inférieure à 0.04 s ;
- ✚ Complexe QRS : inférieure à 0.1 s ; habituellement entre 0.06 et 0.08 s ;
- ✚ Intervalle PR : entre 0.12 et 0.2 s ; sa durée varie inversement par rapport à la fréquence cardiaque ;
- ✚ Intervalle QT : varie de la même façon que la fréquence cardiaque ;
- ✚ Onde T : sa durée moyenne est de 0.2 s.

I.3.5. Le rythme cardiaque :

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

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

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

- ✚ sinusal (du nœud sinusal : une onde P précède chaque complexe QRS);
- ✚ jonctionnel (du nœud auriculo-ventriculaire : complexes QRS fins et onde P rétrograde);
- ✚ ventriculaire (myocytes ventriculaires : complexe QRS élargi et sans onde P);
- ✚ ectopique (issu des cellules musculaires auriculaires : onde P anormale et complexe QRS normal);
- ✚ artificiel (pacemaker).

I.3.6. La fréquence cardiaque :

La fréquence cardiaque est le nombre de cycles cardiaques par unité de temps (par minute). Elle est très rapide chez un nouveau-né, rapide chez un enfant et légèrement plus lente chez une personne âgée. Les athlètes ont habituellement une fréquence cardiaque plus basse au repos qu'une personne s'entraînant peu ou pas du tout.

La fréquence cardiaque diminue pendant l'expiration et augmente durant l'inspiration ou lors d'une activité physique légère ou intense et en présence de stress. Un bon entraînement cardiovasculaire permet de diminuer la fréquence cardiaque au repos, la tension artérielle, le pourcentage de graisse et le taux de cholestérol.

La fréquence cardiaque est aussi le nombre de contractions ventriculaires par unité de temps; autrement dit, sur l'ECG on la repère grâce au nombre de complexes QRS, donc de dépolarisation des ventricules par une impulsion électrique, à chaque minute.

La fréquence cardiaque normale varie entre 50-60 bpm (selon les personnes) ; on parle de bradycardie en dessous de 50-60 bpm et de tachycardie au-dessus de 90-100 bpm. Parmi les tachycardies, on distingue le flutter, la fibrillation auriculaire et la fibrillation ventriculaire. Une fibrillation correspond à des contractions rapides et

irrégulières de plusieurs régions du cœur empêchant le cœur de travailler comme un tout. La fibrillation ventriculaire abolit l'action de pompage, et si elle persiste, il y aura arrêt de la circulation et mort cérébrale.

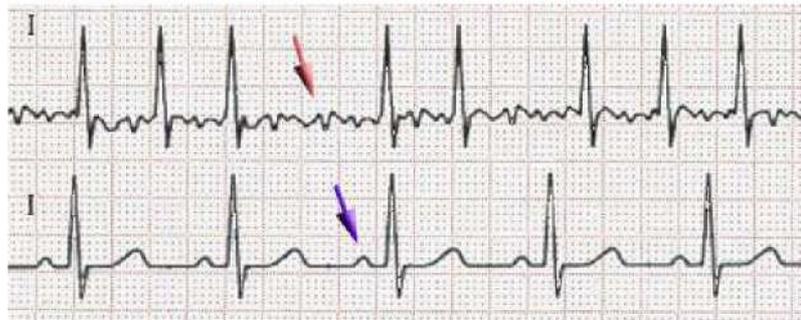


Fig. 1.5. Présence de FA sur l'ECG. Flèche rouge : trémulations de la ligne iso-électrique (Fibrillation auriculaire) - Flèche violette : onde P (ECG normal, rythme sinusal).

I.3.7. Les arythmies supraventriculaires :

I.3.7.1. La fibrillation auriculaire (FA) :

C'est une désorganisation totale de l'activité électrique auriculaire avec perte de la contraction mécanique rythmée des oreillettes.

Les oreillettes sont parcourues de multiples ondes électriques, qui se propagent de façon anarchique à une très grande vitesse, supérieure à 350 par minute. Les ondes auriculaires de fibrillation (f) sont en grande partie bloquées dans le nœud auriculo-ventriculaire qui joue le rôle de filtre, protégeant les ventricules d'une activité trop rapide.

Le choc électrique externe est le moyen le plus efficace pour rétablir le rythme sinusal (emploi d'un défibrillateur). La FA peut être traité par des soins médicamenteux (anti-arythmiques) et s'ils se révèlent inappropriés, il devient nécessaire d'implanter un défibrillateur.

I.3.7.2. La tachycardie supraventriculaire (TSV) :

Elle correspond à un mécanisme de réentrée qui peut soit être localisé à l'intérieur du nœud auriculo-ventriculaire (réentrée nodale), soit couvrir un large circuit empruntant dans un sens la voie de conduction normale (nœud AV et faisceau de His) et dans l'autre le faisceau de Kent.

La tachycardie est rapide (entre 180 et 220 pulsations par minute) parfaitement régulière, à début et fin brusques. Les complexes QRS sont normaux et l'activité auriculaire se superpose à ces derniers ou les suit. Les accès se répètent à des intervalles variables, mais l'évolution reste bénigne car il n'existe pas, sauf association occasionnelle, d'anomalie des valves, du muscle cardiaque ou des coronaires.

I.4. Filtrage et prétraitement de signal ECG :

Les différents bruits associés au signal ECG peuvent en altérer plus ou moins l'information clinique. Il est donc important de savoir quels types de bruit peuvent intervenir et comment les traiter.

I.4.1. Les types de bruit présent dans l'ECG :

Les conditions d'enregistrement de l'ECG font que le signal est nécessairement bruité par des processus autres que cardiaques. Ces perturbations peuvent être d'origine physiologique (peau, muscle, respiration, ...) ou environnementale (courant de secteur, perturbations électromagnétiques, placement de l'électrode, ...).

Le praticien qui analyse l'ECG peut alors être gêné par la présence de bruit : dans le cas où par exemple il recherche l'existence d'un rythme sinusal normal et qu'il cherche la présence de l'onde P précédant l'onde R, l'onde P qui est de faible amplitude, peut être noyée dans le bruit. De la même manière, une trop forte variation de la ligne de base peut empêcher de discerner une anomalie de type sur- ou sous-décalage du segment S-T par exemple.

Parmi les types de bruits observables sur un ECG, on peut citer:

I.4.1.1. La dérivation de la ligne de base:

On appelle ligne de base la ligne isoélectrique du cœur; elle correspond au tracé qui serait observé sur un ECG si le cœur n'avait aucune activité électrique. La figure suivante montre un exemple de dérivation de ligne de base sur un ECG.

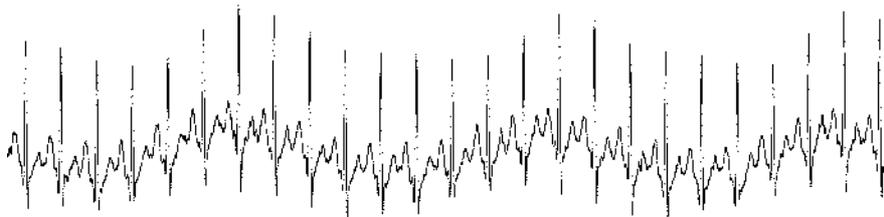


Fig. 1.6. Signal ECG présentant une dérivation de la ligne de base.

Lorsque l'ECG est effectué en cabinet, ou pendant les périodes d'enregistrement nocturne, cette ligne est le plus souvent horizontale car le patient n'effectue aucun mouvement et le signal est peu perturbé par le bruit extérieur.

En revanche, pendant la journée, lors d'un enregistrement ambulatoire (Holter) ou à l'effort, les mouvements du patient modifient les positions relatives des électrodes, de sorte que cette ligne présente un tracé ondulatoire.

La ligne de base est un type de perturbation physiologique due à différents facteurs tels que, la ventilation pulmonaire, la sudation (qui modifie l'impédance du contact peau-électrodes), ou encore les mouvements intempestifs du patient qui peuvent provoquer des ruptures occasionnelles du contact peau-électrodes.

Les composantes fréquentielles de la dérivation de ligne de base sont habituellement inférieures à 0,5 Hz et limitées à 2 Hz. Cependant, durant un test à l'effort sur un cyclo-ergomètre, le patient respire plus amplement et fait des mouvements du tronc et des membres supérieurs, ce qui se traduit par une augmentation des composantes fréquentielles de la dérivation de ligne de base. Ainsi, ses composantes peuvent se retrouver dans la même bande fréquentielle que les ondes

P ou T.

I.4.1.2. Interférence d'un signal à 50 Hz :

Les sources principales de ces interférences proviennent du réseau de distribution électrique (signal à 50 Hz voire 60 Hz dans certains pays) et des rayonnements électromagnétiques environnants. Un exemple d'ECG altéré par ce type de bruit est illustré par la figure suivante :

Ce type de perturbation est difficilement évitable, malgré un blindage des câbles reliés aux électrodes, compte tenu de la longueur des "antennes" représentées par ces câbles et le corps lui-même. Ce type de perturbation se révèle encore plus gênant lorsque le signal original ECG est micro-volté (patients âgés ou obèses, ...). Ce type de bruit peut rendre l'analyse de l'ECG très problématique en ce qui concerne la détection des débuts et fins des ondes.



Fig. 1.7. Exemple d'ECG présentant des interférences 50Hz.

I.4.1.3. Interférence d'origine électromyographique (EMG, ou musculaire) :

Ce type de bruit correspond à un type d'interférence d'origine biologique. La figure suivante montre que des mouvements du patient peuvent altérer le signal d'où une difficulté dans les cas d'examen où les sujets ne restent pas immobiles (jeunes enfants, parkinsoniens,...). Ce bruit de l'EMG se présente de façon chaotique et ses composantes fréquentielles se retrouvent dans toute la bande passante d'intérêt, chevauchant alors la bande fréquentielle de l'ECG. En condition d'enregistrement à l'effort, le niveau de ce bruit augmente et peut se présenter sous la forme de bouffées de bruit.



Fig. 1.8. Exemple d'ECG présentant des interférences d'origine électro-myographique.

I.4.2. Principaux filtrages de l'ECG :

La finalité de cette étape est d'atténuer, ou au mieux d'éliminer, les bruits présents dans le signal ECG brut tels que la ligne de base ou les interférences du secteur à 50 Hz. Malheureusement, le bruit causé par l'activité musculaire est beaucoup plus difficile à filtrer à cause du chevauchement entre le spectre du bruit et celui de l'ECG.

I.4.2.1. Filtrage de la dérive de la ligne de base :

Pour l'analyse d'un enregistrement ECG, un œil exercé fait abstraction de cette ligne : elle est prise comme référence pour étudier la forme et la hauteur des différentes ondes cardiaques; néanmoins, dans l'objectif d'un traitement automatique d'un tel signal, il est impératif de la repérer précisément pour fixer le "zéro". L'élimination de cette ligne de base est nécessaire pour limiter les déformations morphologiques des ondes de l'ECG.

Plusieurs types de méthodes ont été présentés dans la littérature afin d'éliminer ce type de bruit. Les méthodes s'appuient souvent sur un filtrage passe-haut, généralement basé sur des filtres à réponse impulsionnelle finie (FIR). L'inconvénient majeur de ces méthodes est la distorsion du signal due au chevauchement des spectres de l'ECG et de la ligne de base. Il s'avère impossible de supprimer complètement ce type de bruit avec ces méthodes de filtrage sans provoquer une distorsion du signal. La fréquence de coupure du filtre doit être par conséquent un compromis entre l'élimination de la ligne de base et la déformation du signal: en général on choisit alors une fréquence de coupure légèrement plus

basse que la fréquence de battement cardiaque la plus faible.

La transformée en ondelettes a été également utilisée pour éliminer la dérivée de la ligne basée. On montrera dans la partie pratique, comment éliminer ce bruit en éliminant les approximations de transformée en ondelette continue d'un signal ECG.

I.4.2.2. Filtrage du signal a 50 Hz (ou 60 Hz) :

Ce type d'interférence est caractérisé par un signal de type sinusoïdal de 50 Hz (voire 60 Hz dans d'autres pays) généralement accompagné de quelques harmoniques. Une méthode simple permettant de réduire ce type de bruit consiste à éliminer une fréquence particulière ou une fine gamme de composantes fréquentielles; le filtre qui convient alors est appelé filtre Notch ou filtre à bande étroite. Lorsque la fréquence des perturbations n'est pas stable sur 50 Hz, la variation de fréquence, considérée de type gaussienne, n'est pas toujours centrée sur 50 Hz. Pour remédier à ce type de problème, des méthodes basées sur du filtrage adaptatif ont également été proposées.

I.4.2.3. Filtrage du bruit de l'électromyogramme :

Le bruit causé par l'activité musculaire est beaucoup plus difficile à filtrer. La méthode de filtrage la plus utilisée est basée sur le moyennage sur plusieurs battements successifs du signal. En supposant le bruit aléatoire et stationnaire, la réduction du bruit est alors proportionnelle à la racine carrée du nombre de battements utilisés pour ce moyennage; toutefois un moyennage sur un nombre trop important de battements peut causer des erreurs importantes à cause de la dispersion du signal entre les battements. Ce type de filtre pour atténuer le bruit électromyographique n'est pas applicable lorsqu'on cherche des informations sur les ondes battement par battement.

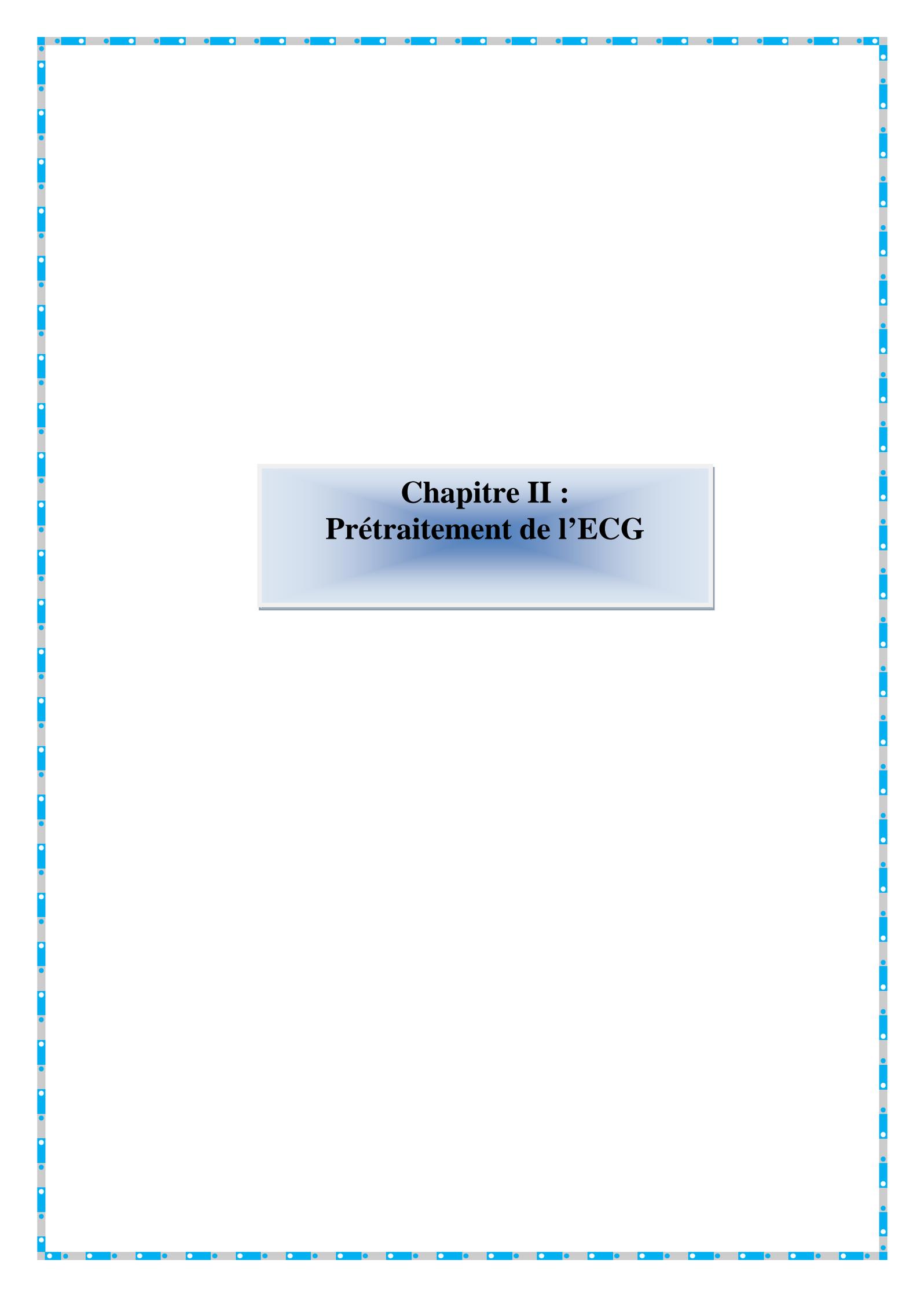
I.5. Conclusion :

Ce chapitre est une introduction aux éléments de base de l'électrocardiographie et traitement des signaux ECG. Après une introduction sur les techniques d'enregistrement des signaux ECG, nous avons décrit brièvement leur caractéristiques temporelles et fréquentielles.

Ensuite, nous avons présenté les arythmies supra-ventriculaires sur lesquelles nous travaillerons dans la partie pratique. Ces notions sont indispensables pour la bonne compréhension des problèmes étudiés par la suite.

Dans une deuxième partie de ce chapitre, nous avons exposé les différentes notions de l'électrocardiographie.

Nous avons terminé ce chapitre par la présentation de principe théorique des principaux filtrages des différents bruits qui affectent l'ECG. Cependant, l'étude détaillée de ces prétraitements ainsi que leur implémentation pratique est exposé au chapitre suivant.



Chapitre II : Prétraitement de l'ECG

II.1. Introduction :

On désigne par le prétraitement du signal ECG tous les traitements qui servent à éliminer la composante indésirable qui le contamine soit directement dans son environnement propre, soit le long de la chaîne d'acquisition.

Deux cas sont à considérer, soit le signal perturbateur se situe dans une plage de fréquences extérieure à celle du signal utile (la composante continue et la fluctuation de la ligne de base), soit au contraire il y a recouvrement total ou partiel (autres bruits). Le premier cas sera plus aisé à traiter, le second nécessite des méthodes beaucoup plus appropriées. Par conséquent, on a opté pour l'utilisation de filtrage à moyenne glissante pour la première opération et le seuillage des coefficients d'ondelettes pour la deuxième.

Vu la nécessité de saisir la théorie de base de la transformée en ondelettes pour comprendre ce qui suit dans la partie application, on commencera ce chapitre par une présentation générale de cette transformée et de ses principales caractéristiques.

II.2. La transformée ondelettes :

La décomposition en ondelettes, ou l'analyse temps-échelle, a été développée comme une approche alternative à la transformée de Fourier pour surmonter le problème de résolution et la non stationnarité des signaux. L'analyse par ondelettes est faite d'une manière semblable à l'analyse de la transformée de Fourier à fenêtre glissante (TFFG), en un sens, que le signal est multiplié par une fonction, ondelette (wavelet), semblable à la fonction fenêtre dans la TFFG, et la transformation est calculée séparément pour différents segments du signal dans le domaine temporel.

II.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:

$$C\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\frac{|\psi(\omega)|^2}{|\omega|} \right) < +\infty \quad (2.1)$$

Où W 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 du continu (pour $\omega = 0$) doit être nulle. Soit,

$$W(\omega)|_{\omega=0} = 0 ; \quad \omega=0 \quad (2.2)$$

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 (2.2) de façon équivalente sous la forme :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) \times dt = 0 \quad (2.3)$$

Et montre que l'ondelette doit être à moyenne nulle. C'est une condition suffisante d'admissibilité beaucoup plus simple à vérifier. L'ondelette est donc 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 vérifie l'équation :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^k \times \psi(t) \times dt = 0 ; \text{ pour } k=0, \dots, \dots, m \quad (2.4)$$

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 (Fig. 2.1) :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{a} \times \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.5)$$

Avec $a \in \mathbb{R}^+$: facteur d'échelle, $b \in \mathbb{R}$: paramètre de translation.

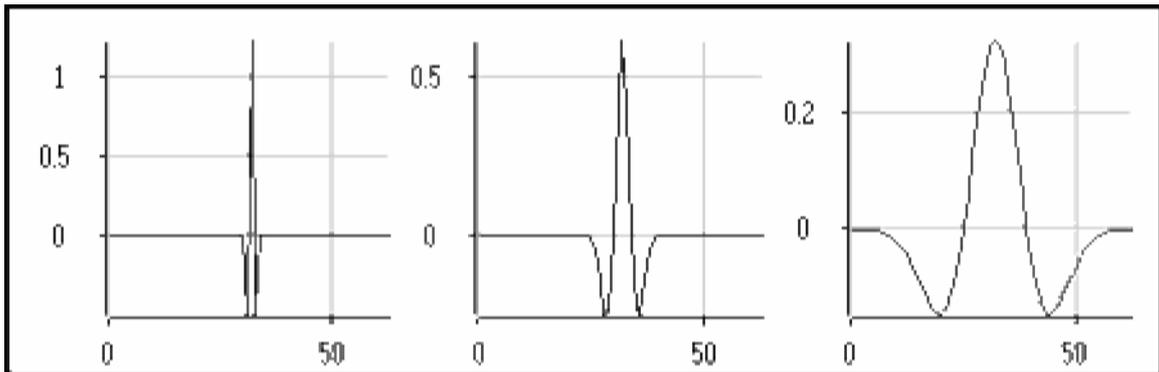


Fig. 2.1. Ondelette avec différents facteurs d'échelles
(de gauche à droite : $a < 1$, $a = 1$ et $a > 1$).

Ces fonctions définissent l'espace bidimensionnel dans lequel l'information du signal est représentée comme le plan temps-échelle. Quand l'échelle augmente, le support temporel de l'ondelette croît, tandis que le support fréquentiel décroît et inversement :

$$\Delta t(\psi a) = a \times \Delta t(\psi) \text{ et } \Delta f(\psi a) = \Delta f(\psi)/a \quad (2.6)$$

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 couvre le plan temps-échelle est ainsi préservé :

$$\Delta t(\psi a) \times \Delta f(\psi a) = \Delta t(\psi) \times \Delta f(\psi) \quad (2.7)$$

Mais, ceux-ci se déforment et s'allongent le long de l'axe des temps et des fréquences. 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 scrutées avec une très forte résolution fréquentielle, mais, leurs instants d'occurrence sont moins précis.

II.2.2. Les propriétés de la transformée en ondelettes :

II.2.2.1. Sélectivité en fréquence :

Dans l'analyse de Fourier, la fonction analysante est une sinusoïde 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 d'un mélange de fréquences. Les coefficients d'ondelettes se réfèrent à ce mélange de fréquences. Plus la gamme de fréquences de l'ondelette est étroite, plus l'ondelette est sélective en fréquence.

II.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.

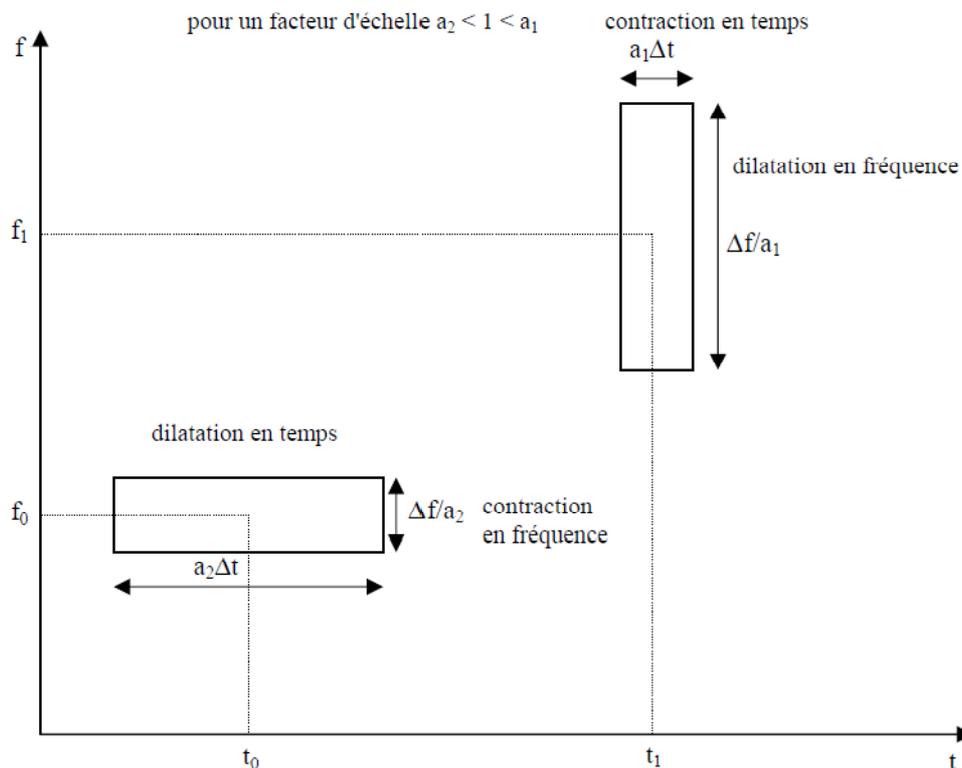


Fig. 2.2. Pavage temps fréquence pour la transformée en ondelettes pour deux facteurs d'échelle $a_2 < 1 < a_1$.

II.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.

II.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 et une reconstruction simple. La redondance (non-orthogonalité) n'empêche pas la reconstruction, mais la rend plus compliquée, elle donne cependant plus de robustesse dans les calculs et une meilleure précision de reconstruction.

II.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.

II.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.

II.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 :

$$a_{\min} = N_{\min} / N \quad (2.8)$$

- ✓ N_{\min} : nombre d'échantillons minimal de $\psi_a(t)$.
- ✓ N : nombre d'échantillons de l'ondelette mère $\psi(t)$.

II.2.2.8. Lien entre la fréquence et l'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'ou l'identification :

$$a = f_0/f \quad (2.9)$$

II.2.3. La transformée en ondelettes continue :

II.2.3.1. Analyse :

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. Pour un signal $x(t)$ d'énergie finie, on définit sa transformée en ondelettes continue par la fonction CWT (τ, a) :

$$CWT(\tau, a) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot \psi_{\tau, a}(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot \frac{1}{\sqrt{a}} \cdot \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt \quad (2.10)$$

Le signal $x(t)$ est alors décrit par ses coefficients d'ondelettes WWT (τ, a) qui mesurent les fluctuations à l'échelle « a » du signal $x(t)$. L'ondelette ayant été déplacée pour être centrée sur « τ » qui est le point autour duquel l'analyse se fait, « a » est le paramètre d'échelle qui décide de la finesse de l'analyse.

Plus « a » est grand, plus $w_a(t)$ est dilatée, donc plus l'analyse se fait sur une large zone de $x(t)$. Ainsi, de par ses propriétés de dilatation-contraction et de translation, la

transformée en ondelettes est caractérisée dans le plan temps-échelle par une fenêtre dont la largeur diminue lorsqu'on se focalise sur les structures de petite échelle (hautes fréquences) ou s'élargit lorsqu'on s'intéresse au comportement à grande échelle (basses fréquences). Cette capacité d'adaptation en fonction de l'échelle d'analyse lui a valu la dénomination de "microscope mathématique".

II.2.3.2. Implémentation de la transformée en ondelettes continue (CWT):

La réalisation d'une transformée continue peut être effectuée de façon logicielle, par exemple à l'aide de MATLAB, ou matérielle. Il importe toutefois de noter que la transformée accomplie n'est jamais véritablement continue : les logiciels doivent discrétiser les signaux continus selon un certain pas, tandis que le matériel ne saurait effectuer un balayage continu des échelles et translations puisque cela nécessiterait une circuiterie infinie. Néanmoins, une transformée continue discrétisée ne doit pas être confondue avec une transformée discrète.

II.2.3.3. Reconstruction :

La condition d'admissibilité garantit la possibilité de calculer la transformée inverse. En effet, de même que pour la transformée de Fourier et la transformée de Fourier à fenêtre glissante, on dispose, sous certaines conditions, d'une formule inverse pour la transformée en ondelettes. La formule de reconstruction est donnée par :

$$x(t) = \frac{1}{C_{\psi}} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} WT(a, b) \cdot \psi_{a,b}(t) \frac{da db}{a^2} \quad (2.11)$$

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

II.2.4. Transformée en ondelettes discrète :

La transformation en ondelettes continue est, en théorie, infiniment redondante puisque l'ondelette est translatée de manière continue. MORLET a proposé de créer des bases de fonctions construites sur le modèle suivant :

$$\Psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j}t - kb_0) \quad (2.12)$$

✓ Avec : $a_0 > 1$ et $b_0 > 0$ fixes et $j, k \in \mathbb{Z}$.

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

$$a = a_0^j \quad \text{et} \quad b = kb_0 a_0^j \quad (2.13)$$

Une gamme d'échelles couramment utilisée est la gamme dyadique, soit $a_0 = 2$ et $b_0 = 1$. Une gamme qui permet d'avoir des fonctions $\psi_{j,k}(t)$ qui forment une base orthonormée, et d'obtenir une représentation non redondante de l'information et une reconstruction optimale. On obtient, ainsi, des familles constituées des fonctions de la forme :

$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad (2.14)$$

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.

II.2.5. L'analyse multi-résolution :

On cherche à représenter un signal $x(t)$ par un ensemble de coefficients obtenus par projection de x sur une base orthogonale. Mallat a mis en avant une certaine catégorie de décompositions en ondelettes discrètes qui peuvent être réalisées numériquement en un temps très court par une transformation en ondelettes rapide basée sur la notion d'Analyse Multi- Résolution (AMR).

Le principe d'AMR est de séparer le signal en deux composantes, l'une représentant l'allure de signal (ses approximations $a[n]$), l'autre représentant ses détails ($d[n]$). L'allure générale d'un signal est représentée par ses basses fréquences donc les grandes échelles, et les détails par ses hautes fréquences (voir Fig. 2.3).

Cette analyse utilise des bases orthonormées d'ondelettes, ce qui réduit la redondance à néant. On peut se limiter au calcul de la transformée en ondelette sur un maillage discret du plan temps-échelle appelé grille dyadique ($a = 2^j$, $j \in \mathbb{Z}$).

Du point de vue pratique, on introduit, dans l'AMR, une nouvelle fonction $p(t)$, associée à l'ondelette mère, dite "père" ou "fonction d'échelle" de moyenne unitaire et qui présente, dans le domaine de Fourier, un spectre du type passe-bas. On définit les translatés et dilatés de la fonction d'échelle par :

$$\varphi_{j,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \varphi(2^{-j}t - n) \quad (2.15)$$

Cependant, et dans ce cas là, on peut transformer un signal en ondelettes sans ondelettes ni fonction d'échelle, on n'a besoin que de filtres discrets. Ils sont caractéristiques de l'ondelette et de sa fonction d'échelle et la recherche de l'ondelette se ramène à la recherche de filtres. On réalise avec ces filtres complémentaires (passe bas (G_0) et passe haut (H_0)) des produits de convolution avec le signal.

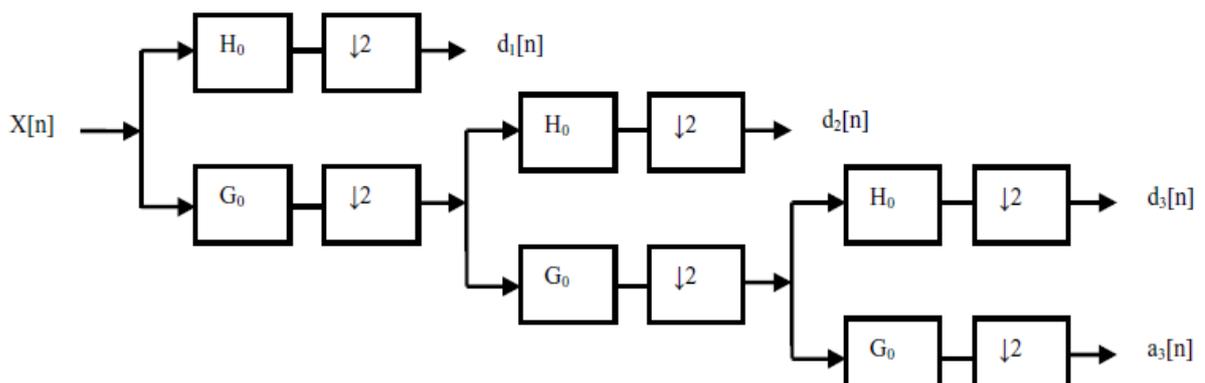


Fig. 2.3. Décomposition de $X[n]$ basée sur l'Analyse Multi-Résolution de la transformée en ondelettes orthogonale.

On note l'opération de sous-échantillonnage qui suit le filtrage numérique du signal $X[n]$ et de ses approximations. Ceci fait pour remédier à la multiplication de nombre de données (échantillons) après toute opération de filtrage numérique. Le choix ainsi fait est de ne maintenir qu'une composante dans chaque deux échantillons, ce qui nous ramènera à deux signaux de longueur $N/2$ (N : Longueur de signal initial).

II.2.4. Choix de l'ondelette :

Le choix de l'ondelette adaptée n'est pas aisé. 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, il est souvent utile d'avoir une certaine redondance pour avoir plus d'informations. L'utilisation de la transformée en ondelettes continue est alors conseillée. Pour une analyse multi-résolution, on préférera une base d'ondelettes ortho-normale et si on veut un calcul exact, alors les ondelettes à support compact sont indiquées. On peut également avoir besoin d'une ondelette indéfiniment dérivable, il faudra alors utiliser une des ondelettes de Meyer. Pour détecter les frontières, on préférera des ondelettes symétriques. On voit donc 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 guidé par diverses considérations incluant, en particulier, une base physique ou à défaut la ressemblance entre le signal analysé et la famille d'ondelettes choisie. Par conséquent, et vu les résultats des travaux antérieurs, on a opté pour l'utilisation

de l'ondelette de Debauchies «db4» pour le débruitage de signal ECG dans notre présent travail.

II.3. Application : prétraitement des signaux ECG :

II.3.1. L'organigramme de prétraitement de signal ECG :

Le prétraitement de signal ECG comprend essentiellement l'élimination de la dérive de la ligne de base et le débruitage. Dans cette présente application, ces deux opérations seront appliquées à un ensemble de 39 signaux téléchargés de la base de données ATM. Ces derniers sont d'une durée de 10 secondes, échantillonnés avec une fréquence de 128 Hz et correspondent respectivement à trois conditions cardiaques différentes, à savoir une activité cardiaque normale, une fibrillation auriculaire et une tachycardie supraventriculaire.

L'organigramme de cette opération est illustré ci-dessous :

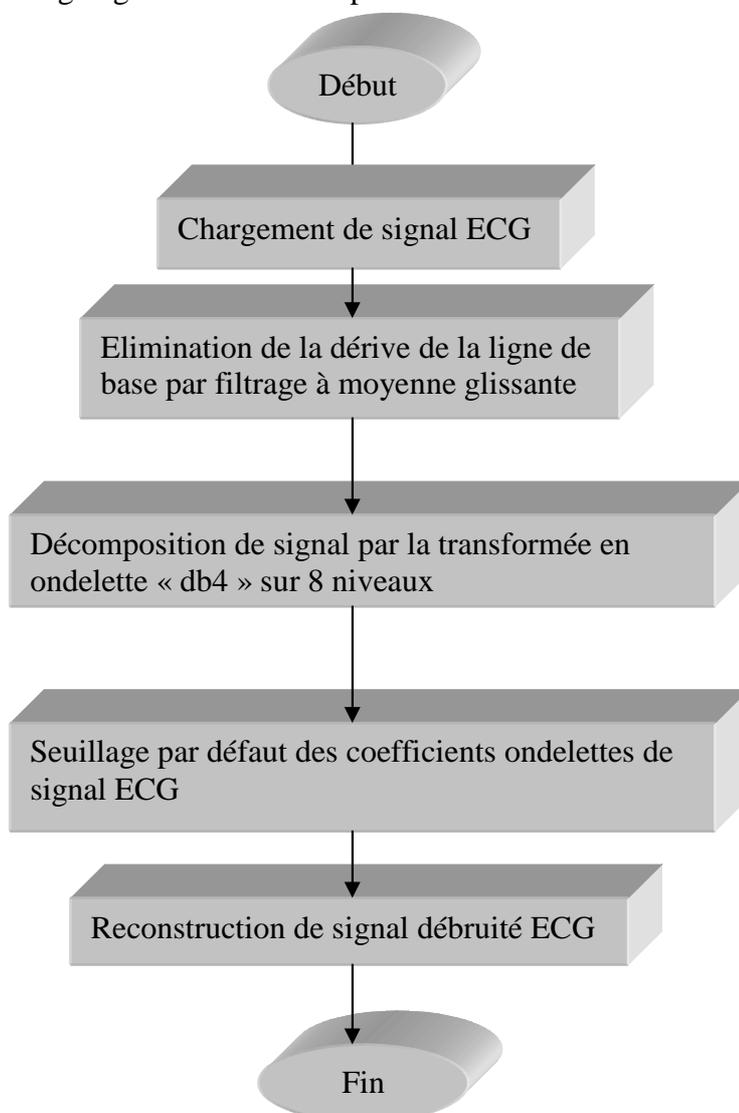


Fig. 2.4. Organigramme de prétraitement de signal ECG.

II.3.2. Elimination de la fluctuation de la ligne de base : Filtrage à moyenne glissante et résultats :

Une des tâches importantes en filtrage est celle concernant l'atténuation de la dérive de la ligne de base. L'élimination de la dérive de la ligne de base est nécessaire pour minimiser les déformations morphologiques des ondes de l'ECG. Par exemple, due à la dérivée de la ligne de base, une onde T pourrait être plus haute que le pic de l'onde R et donc sera détectée comme onde R. Les dérives de basses fréquences sont causées en générale par la respiration ou les mouvements du patient. Plusieurs types de méthodes ont été présentés dans la littérature afin d'éliminer ce type de perturbation.

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

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

Pour notre travail on a opté pour un filtre à moyenne glissante MA. Ce filtre lisse les données en remplaçant chaque point de l'ECG échantillonné par la moyenne des points se retrouvant dans le voisinage défini par le paramètre «span». Ce processus est un filtrage passe-bas avec la réponse de filtre, dont les coefficients sont égaux à l'inverse de « span », donnée par :

$$y(i) = \frac{1}{2N+1} (x(i+N) + x(i+N-1) + \dots + x(i-N)) \quad (2.16)$$

; Avec :

- ✓ $y(i)$: la valeur du point « i » après lissage.
- ✓ $2N+1$: la valeur de paramètre « span ».
- ✓ N : le nombre de voisins de point « i ».

Notre approche est de séparer les basses fréquences du signal ECG (la ligne de base) en utilisant le filtrage à moyenne glissante puis de les soustraire au signal original bruité. La valeur de paramètre « spread » doit être impaire et suffisamment grande pour pouvoir éliminer les hautes fréquences de signal et ne laisser passer que la basse fréquence correspondant à la ligne de base. Pour ce faire, et pour des considérations pratiques, on a choisi : « spread » = 150. Les résultats obtenus respectivement pour l'enregistrement « 16265m » de la base données « MIT-BIH » (ECG normal) et l'enregistrement « n01m » de la base de données « AF Termination Challenge » correspondant à une fibrillation auriculaire sont illustrés par les figures suivantes :

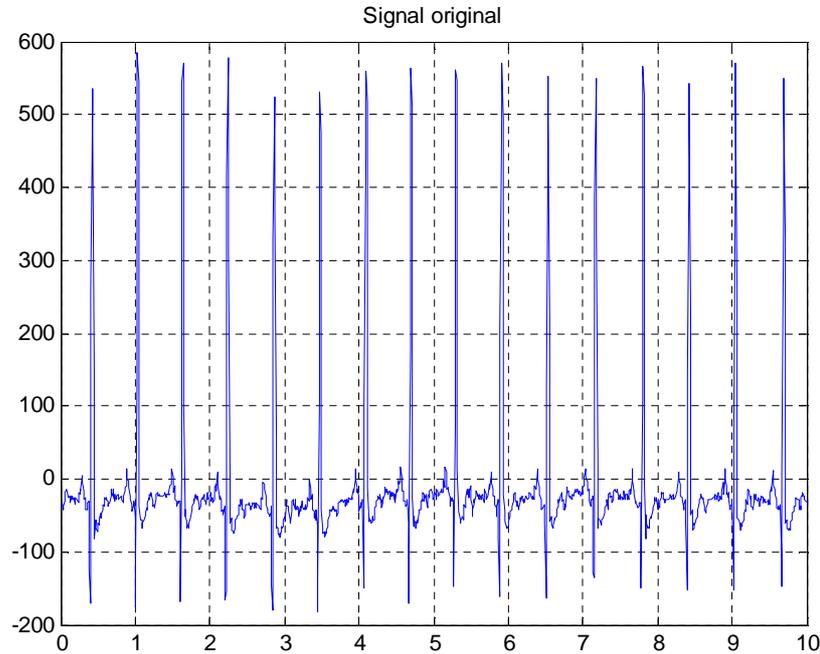


Fig. 2.5. Signal ECG normal bruité (n° 16265m de MIT-BIH data base)

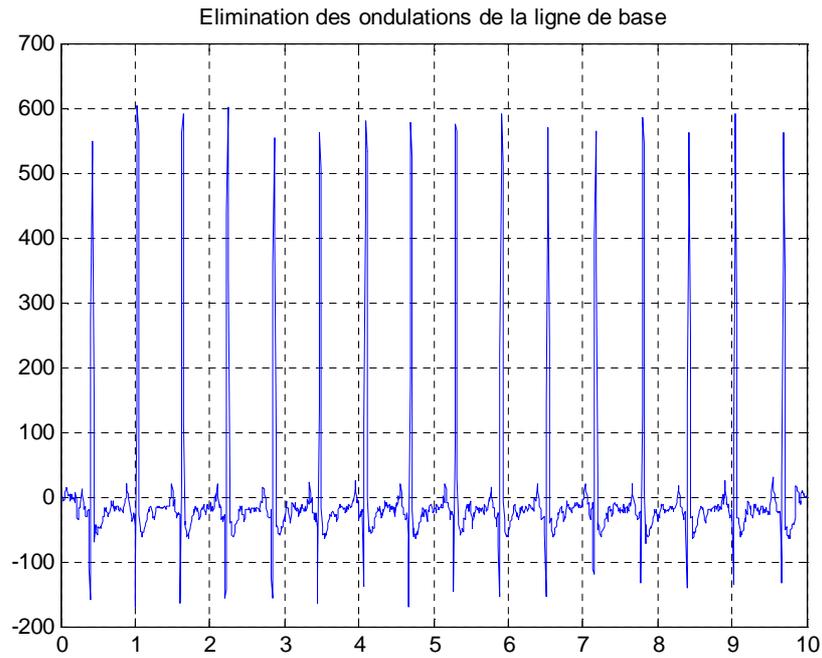


Fig. 2.6. Signal ECG normal à dérive de ligne de base éliminée
(n° 16265m de MIT-BIH data base)

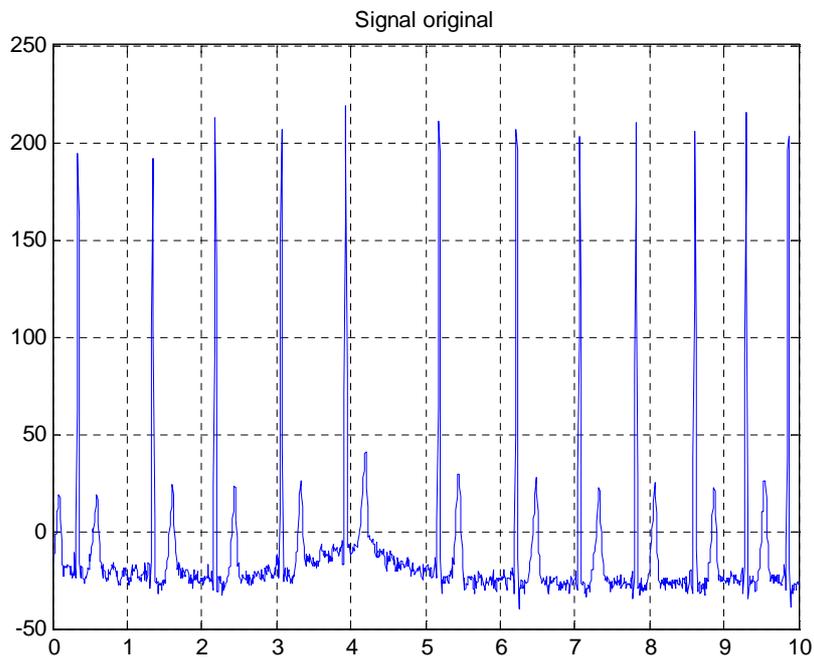


Fig. 2.7. Signal ECG bruité d'une fibrillation auriculaire (n° 01m de AF-TC data base)

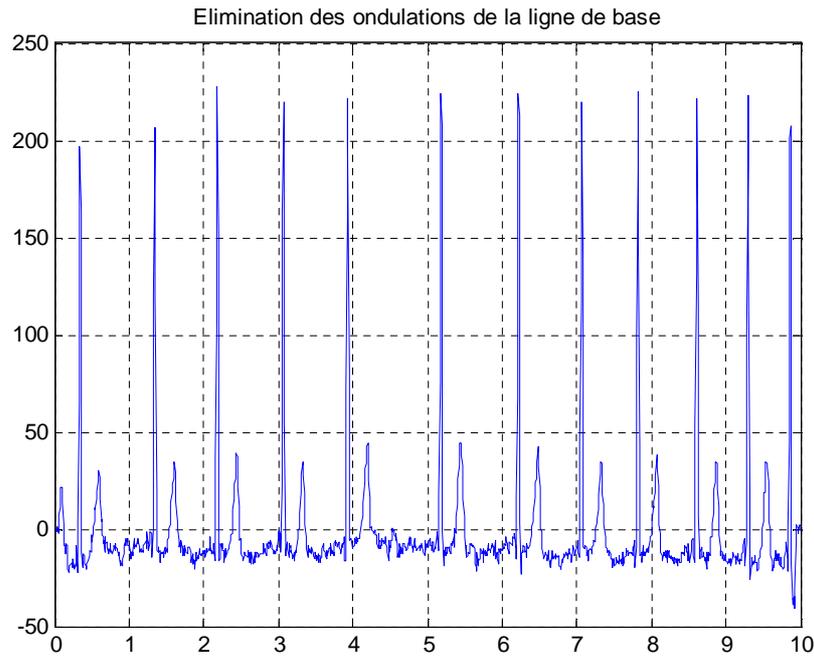


Fig. 2.8. Signal ECG d'une fibrillation auriculaire à dérive de ligne de base éliminée (n° 01m de AF-TC data base)

II.3.2. Elimination des bruits : Seuillage des coefficients d'ondelettes :

II.3.2.1. Seuillage des coefficients:

Dans notre travail, et vu les résultats antérieurs, on a opté pour l'utilisation de la transformée en ondelettes « db4 ». Cette ondelette est très adaptée à la forme de signal ECG et a été largement utilisée par les chercheurs pour son débruitage tout en permettant de bons résultats. La décomposition de signal ECG a été faite avec la transformée en ondelette continue et sur 8 niveaux de résolution.

Le seuillage des coefficients ondelettes est une méthode de filtrage qui remplace par des zéros les valeurs des coefficients inférieurs au seuil choisi. DONOHO et JOHNSTONE ont proposé deux types de fonctions. Le seuillage dur et le seuillage doux.

II.3.2.1.1. Le seuillage dur :

Le principe de seuillage dur est de fixer un seuil positif ($T > 0$), si la valeur absolue d'un détail d'ondelette donné D_j est supérieure à T , on le garde. Sinon, on le met à zéro. Le seuillage des coefficients ondelettes est donc un moyen d'éliminer les détails de faible valeur que l'on considère comme de bruit. La fonction de seuillage dur qui est représentée par la figure suivante est donnée par :

$$D_j = \begin{cases} 0 & \text{si } |D_j| < \lambda \\ D_j & \text{si } |D_j| \geq \lambda \end{cases} \quad (2.17)$$

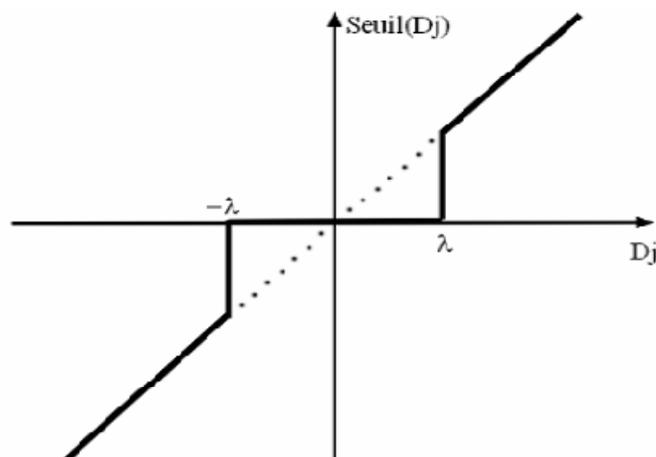


Fig. 2.9. Caractéristique entrée-sortie de seuillage dur.

II.3.2.1.2. Le seuillage doux :

Le seuillage doux est pareil au seuillage dur sauf qu'il diminue la valeur des coefficients dont la valeur absolue est supérieure au seuil. La fonction de seuillage doux qui est représentée par la figure suivante est donnée par :

$$D_j = \begin{cases} 0 & \text{si } |D_j| < \lambda \\ D_j - \lambda \cdot \text{sgn}(D_j) & \text{si } |D_j| \geq \lambda \end{cases} \quad (2.18)$$

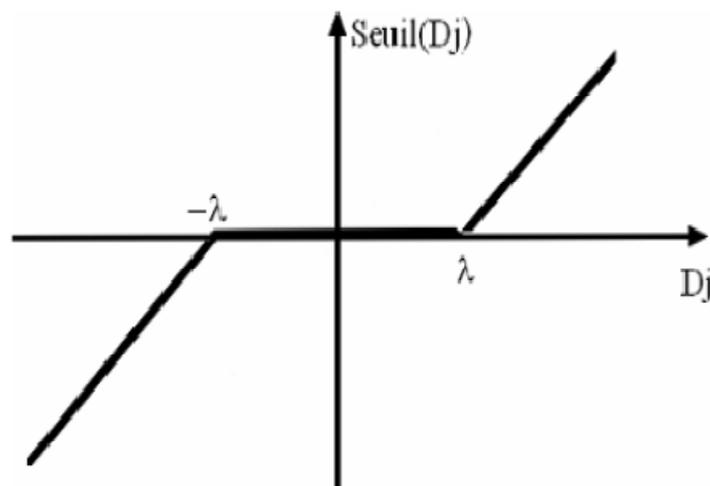


Fig. 2.10. Caractéristique entrée-sortie de seuillage doux.

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

II.3.2.2. Seuillage par défaut de MATLAB et résultats:

Dans notre cas, on a opté pour l'utilisation de seuillage par défaut de MATLAB. En effet, ce logiciel permet un choix par défaut et approprié de seuil et de la méthode de seuillage pour chaque signal ECG. La commande utilisée est :

```
[THR, SORH, KEEPAPP] = ddencmp('den', 'wv', ECG)
```

Avec :

- ✓ THR : le seuil.
- ✓ SORH : Seuillage doux 'S' ou dur 'H'.
- ✓ KEEPAPP : nous permet de garder les coefficients d'approximation.
- ✓ 'den' : indique qu'il s'agit d'une opération de débruitage (denoising) et pas de compression.
- ✓ 'wv' : indique qu'on a utilisé les ondelettes.

Pour l'ECG normal (n°16265 de MIT_BIH), les valeurs choisies par MATLAB est :

thr =

16.8867

sorh =

s

keepapp =

1

Pour l'ECG correspondant à une fibrillation auriculaire (n° 01m de AT-FT), les valeurs choisies par MATLAB sont :

thr =

9.3100

sorh =

s

keepapp =

1

On voit bien que MATLAB a choisi le seuillage doux dans les deux cas vu ses innombrables avantages par rapport au seuillage dur. Quand au seuil choisi, il diffère d'un signal à un autre pour permettre un meilleur débruitage de chaque signal.

Après reconstruction des signaux, les résultats obtenus pour les deux enregistrements précédents sont illustrés par les figures suivantes :

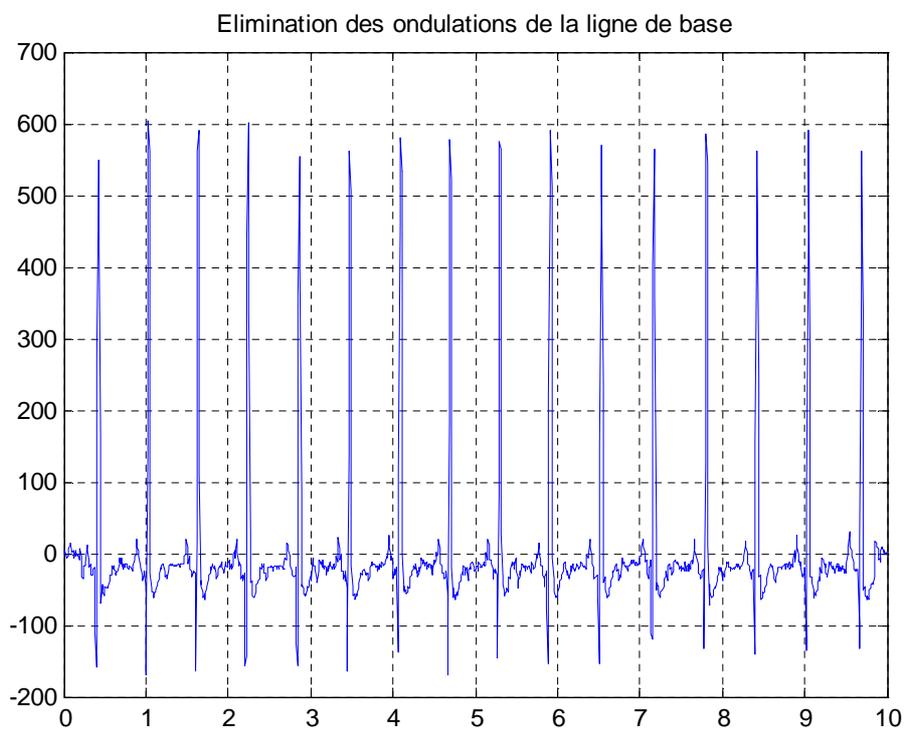


Fig. 2.11. Signal ECG normal (n° 16265 de MIT-BIH) avant débruitage.

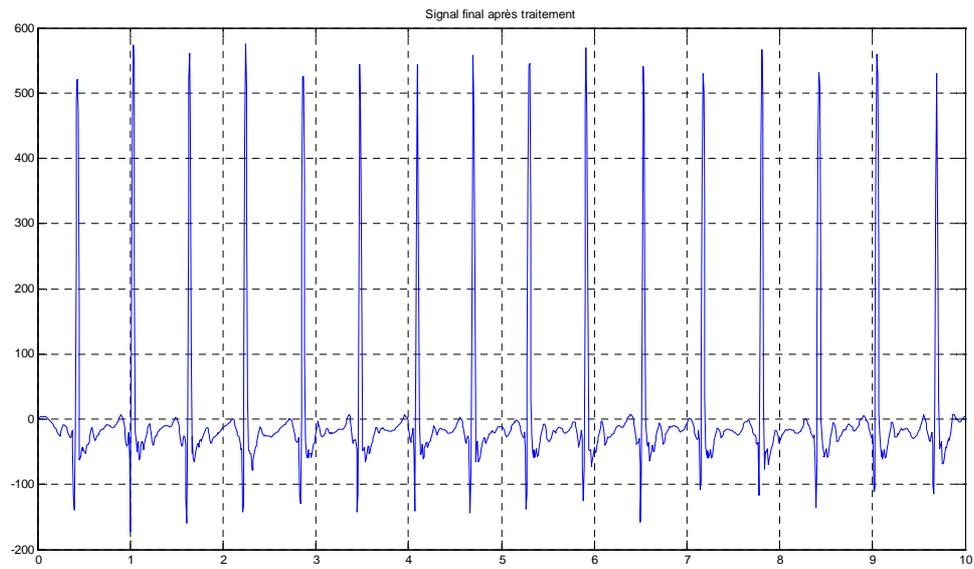


Fig. 2.12. Signal ECG normal (n° 16265 de MIT-BIH) après débruitage.

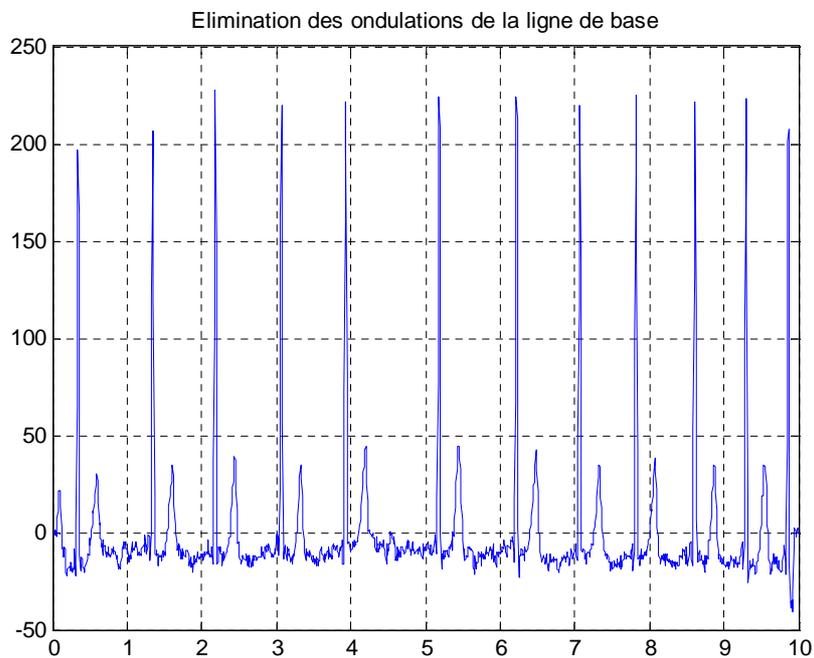


Fig. 2.13. Signal ECG d'une fibrillation auriculaire (n° 01 d'AF-TC) avant débruitage.

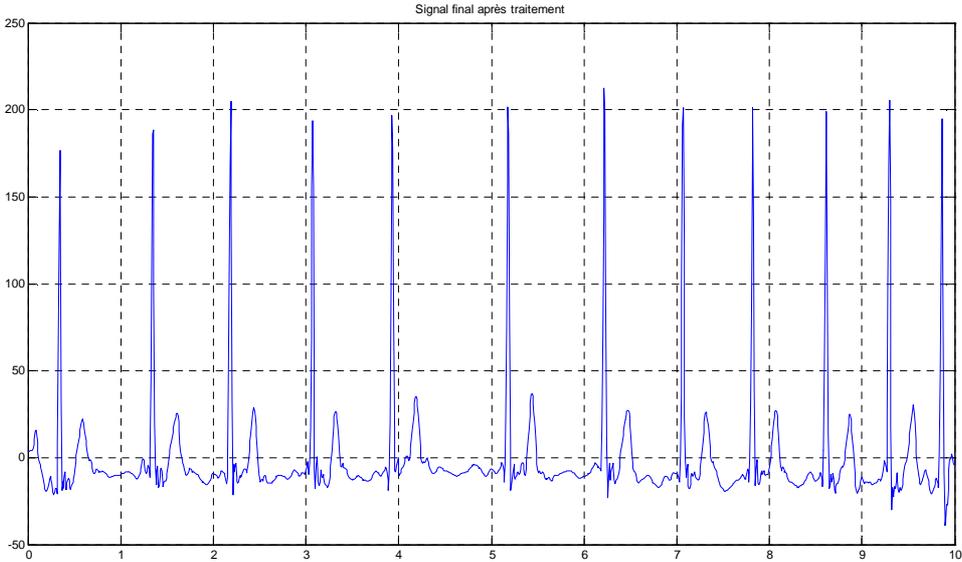


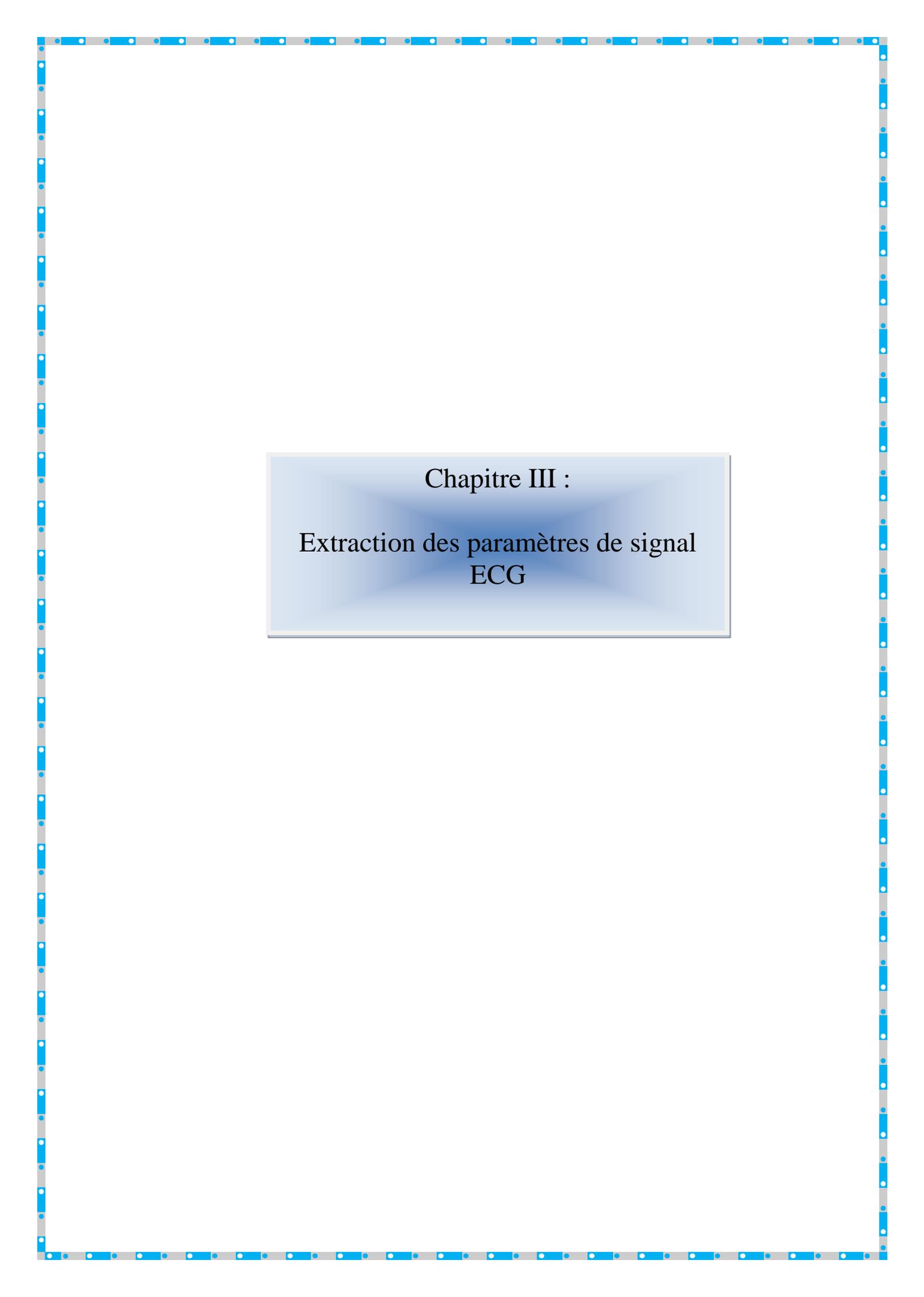
Fig. 2.14. Signal ECG d'une fibrillation auriculaire (n° 01 d'AF-TC) après débruitage.

II.4. Conclusion :

Le prétraitement d'un signal ECG englobe essentiellement l'élimination de la dérive de la ligne de base et le débruitage. Dans ce chapitre, nous avons exploité deux outils pour l'application de ces deux opérations sur des signaux ECG réels, à savoir le filtrage à moyenne glissante et la transformée en ondelettes. Une présentation générale de la théorie de cette transformée est faite au début de ce chapitre avant d'entamer l'application, proprement dite, de notre algorithme de prétraitement.

En premier lieu, et comme la plage de fréquences de la ligne de base est extérieure à celle de la composante basse fréquence de signal ECG, son élimination ne nous a pas nécessité l'utilisation d'outils complexes et le filtrage passe-bas à moyenne glissante a permis d'excellents résultats.

Ensuite, on avait à éliminer les différents bruits contaminant l'information utile de signal ECG. Pour ce faire, on a opté pour l'utilisation de la transformée en ondelettes continue. Quand au choix de seuil et de la méthode de seuillage, on a exploité la capacité de MATLAB à faire un choix indépendant et approprié pour chaque signal ECG. Les résultats obtenus sont très satisfaisants et montrent que MATLAB a opté pour le seuillage doux et pris un seuil approprié pour chaque signal ECG.



Chapitre III :
Extraction des paramètres de signal
ECG

III.1. Introduction :

Après le prétraitement de signal ECG, le deuxième stage en vue de sa classification est l'extraction de ses paramètres distinctifs. Les paramètres discriminants, qui représentent l'information utile contenue dans le signal, sont utilisés comme entrée de notre réseau de neurones durant la phase de classification.

Le but de cette étape est de trouver un nombre minimal de paramètres discriminants qui peuvent permettre un bon taux de classification ou détection de la nature des signaux ECG. Généralement, le développeur d'un système de détection ne peut pas estimer la performance de ces paramètres discriminants qu'après avoir testé son réseau de neurones. En conséquence, la sélection des paramètres discriminants est un processus itératif qui implique le choix de différents paramètres jusqu'à ce qu'un bon taux de classification soit vérifié.

Donc, on ne pourra juger de la qualité des paramètres extraits de signal ECG dans ce chapitre, comme l'étape de classification n'y pas incluse. On verra, cependant, deux principaux types de paramètres discriminants d'un signal ECG et leurs méthodes d'extraction correspondantes.

III.2. Extraction des paramètres temporels et d'amplitude des signaux ECG : La méthode de seuillage :

L'analyse de l'électrocardiogramme comprend la mesure des amplitudes et durées des ondes P, Q, R, S, T ainsi que l'examen de la morphologie de l'onde P, du complexe QRS, de l'onde T, de l'intervalle PR, du segment ST, de l'intervalle QT.

Dans notre travail, on a utilisé la méthode de seuillage pour la détection des amplitudes et positions des cinq ondes principales P, Q, R, S, T. Une simple manipulation de données obtenues pourra, ensuite, nous permettre d'avoir la valeur des intervalles mentionnés ci-dessus.

Le présent algorithme a été appliqué à un ensemble de 39 signaux ECG correspondant respectivement à 13 cas d'activité cardiaque normale, 13 cas de fibrillation auriculaire et 13 cas de tachycardie supraventriculaire. Les signaux sont d'une durée de 10 secondes, échantillonnés avec une fréquence de 128 Hz et téléchargés de la base de données ATM de Physionet.

III.2.1. Caractéristiques en temps et amplitude d'un ECG normal et d'une fibrillation auriculaire:

Pour pouvoir mieux interpréter les résultats de la méthode de seuillage, pour les différents types d'ECG, il convient de rappeler les valeurs normales des amplitudes et durées des ondes P, Q, R, S et T de signal ECG. Comme il s'agit de détecter la fibrillation auriculaire, on présente ci-dessous ses caractéristiques les plus distinctives.

➤ Les caractéristiques des ondes d'un ECG normal sont les suivantes :

✚ Paramètres de l'onde P :

- ✓ amplitude=0.25 mV
- ✓ durée= 0.09 s

✚ Paramètres de l'onde Q :

- ✓ amplitude=0.025 mV
- ✓ durée=0.066 s

✚ Paramètres de l'onde R :

- ✓ amplitude=1.6 mV
- ✓ durée=0.11 s

✚ Paramètres de l'onde S :

- ✓ amplitude=0.025 mV
- ✓ durée=0.066 s

✚ Paramètres de l'onde T :

- ✓ amplitude=0.35mV
- ✓ durée=0.142 s

✚ Intervalles RR réguliers (voir figure suivante)

➤ Les deux caractéristiques les plus distinctives d'un ECG correspondant à une fibrillation auriculaire sont les suivantes :

✚ Une onde P complètement absente ou d'une amplitude très petite. Elle se présente généralement sous la forme de très petites et rapides oscillations (voir la figure 3.1).

✚ Irrégularité des intervalles RR.

La figure suivante illustre ces deux caractéristiques qui nous permettent de bien distinguer l'ECG normal (première figure) et la fibrillation auriculaire (deuxième figure) :

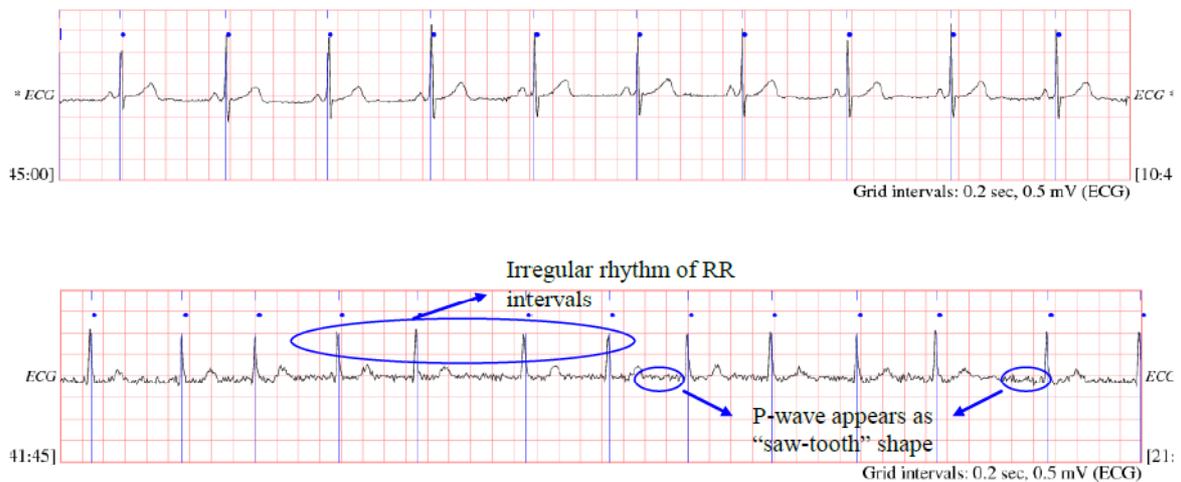


Fig. 3.1. Comparaison entre un ECG normal et d'une fibrillation auriculaire

En outre, l'ECG normal peut être aussi caractérisé par la durée de plusieurs intervalles cardiaques. Cependant, on se limite ici à la considération des amplitudes et durées des ondes de l'ECG ainsi que l'intervalle RR vu son importance dans notre approche de détection de la fibrillation auriculaire. Enfin, on tient à noter que les valeurs normales citées ci-dessus et qui s'appliquent à des adultes d'âge moyen sont données à titre indicatif car il existe un chevauchement parfois important entre les valeurs normales et pathologiques.

III.2.2. Le seuillage :

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

III.2.2.1. L'organigramme de l'algorithme de seuillage :

Cet organigramme illustre les étapes de l'algorithme de seuillage qui a été appliqué aux 39 signaux ECG qui ont déjà subi l'opération de prétraitement vue dans le chapitre précédent.

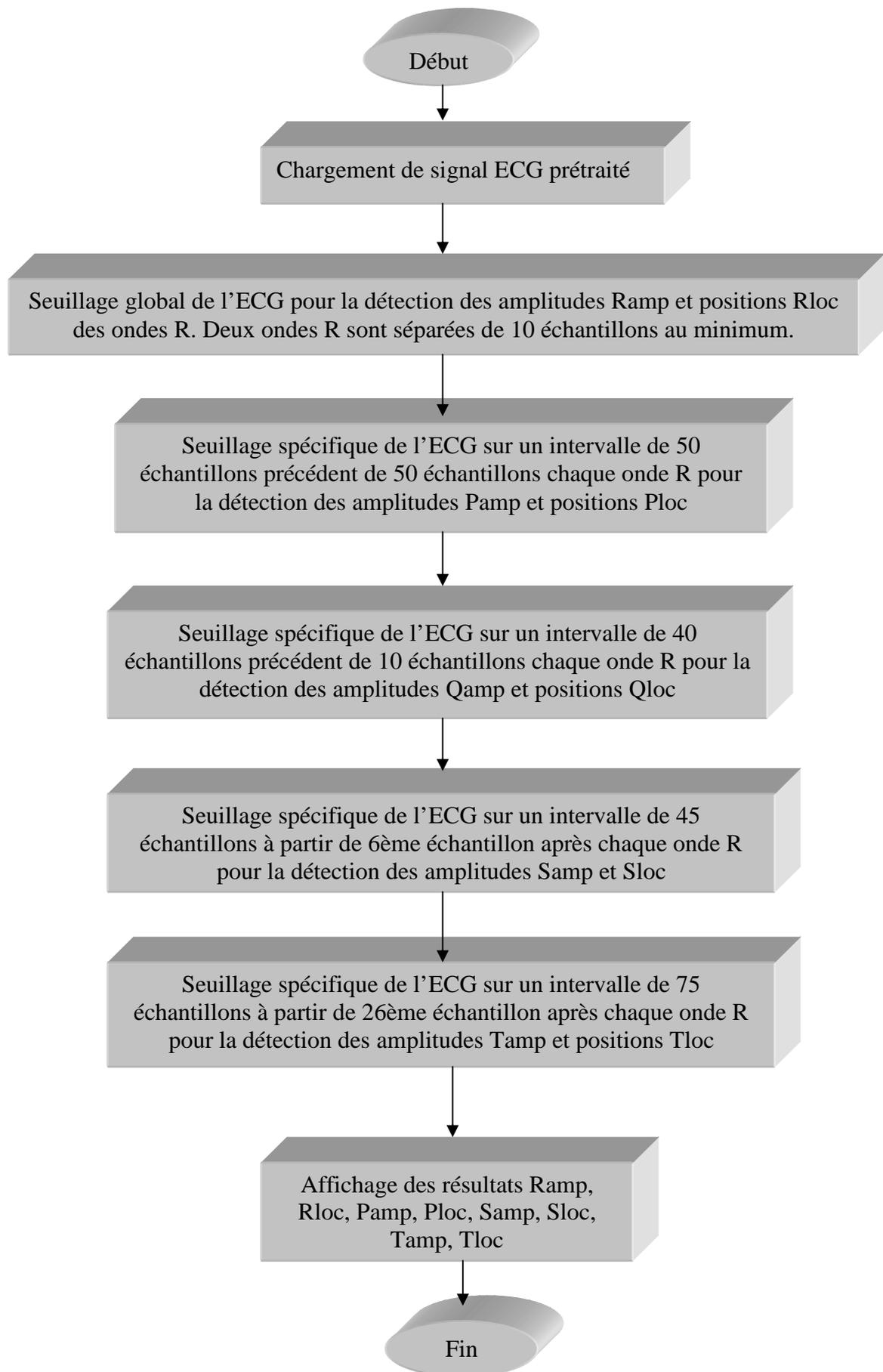


Fig. 3.2. Organigramme de l'algorithme de seuillage.

III.2.2.2. Seuil de détection en amplitude :

Le seuillage a un rôle primordial sur la qualité du détecteur des ondes de l'ECG. Dans notre algorithme, on a opté pour une méthode de seuillage globale pour la détection des ondes R. En effet, grâce à sa grande amplitude comparée à celles des ondes P, Q, S et T, la détection du pic de l'onde R est assez facile par une méthode de seuillage. On pourra alors récupérer alors les temps d'apparition t_k des ondes R à partir de leurs positions R_{loc} et leurs amplitudes R_{amp} .

Pour la détection des ondes R, on a utilisé le seuil global de 60 % de maximum global du signal : $S = [\max(\text{ECG}) - (0.60 \times \max(\text{ECG}))]$

Ensuite, l'algorithme enregistre comme pic R tout point de signal ECG filtré dont l'amplitude est supérieure ou égale au seuil « S ». Toutefois, et vu la forme du signal ECG, le seuillage donne plusieurs points à chaque fois d'où la nécessité de ne garder que les points séparés d'au moins 10 échantillons. Ce nombre correspond à la durée d'un complexe QRS ou 0.08 secondes (voir section suivante) et a été calculé à partir de la fréquence d'échantillonnage de 128 Hz des signaux ECG. Ainsi, les amplitudes des ondes R et leurs positions correspondantes sont détectées.

Pour la détection des ondes P, Q, S, T, on a utilisé des seuils en amplitude locaux qui sont égaux au maximum de l'intervalle de seuillage spécifié (voir section ci-après) pour les ondes P, Q, T et à son minimum pour l'onde S.

III.2.2.3. Seuil de détection en temps :

Pour la détection des ondes R, P, Q, S, T, un simple seuillage en amplitude ne suffit pas, et un seuil de détection en temps est nécessaire. Dans notre travail, on a tenu compte de la forte probabilité d'observer ces ondes dans des intervalles déterminés par la longueur habituelle des intervalles temporels de signal ECG et on a pris pour référence les ondes R.

- ✚ Seuil temporel pour l'onde R : comme on l'a déjà mentionné, deux ondes R doivent être au moins séparés de 10 échantillons. Ce nombre correspond à la durée d'un

complexe QRS ou 0.08 secondes et a été calculé à partir de la fréquence d'échantillonnage de 128 Hz des signaux ECG : $10/128 \cong 0.08s$

✚ De la même manière, on définit les seuils temporels suivants pour les ondes P, Q, S et T :

- ✓ Détection de l'onde P dans un intervalle de 50 échantillons précédent de 50 échantillons chaque onde R.
- ✓ Détection de l'onde Q dans un intervalle de 40 échantillons précédent de 10 échantillons chaque onde R.
- ✓ Détection de l'onde S dans un intervalle de 45 échantillons à partir de 6ème échantillon après chaque onde R.
- ✓ Détection de l'onde T dans un intervalle de 75 échantillons à partir de 26ème échantillon après chaque onde R.

III.2.2.4. Résultats de l'algorithme de seuillage:

✚ Détection des ondes R :

La méthode de seuillage globale nous a permis une bonne détection de la totalité des ondes R. Cependant, on note que la détection de la position de ces ondes Rloc est nettement meilleure par rapport à la détection de leurs amplitudes Ramp. Les figures ci-dessous illustrent les ondes R détectés dans un ECG normal et correspondant à une fibrillation auriculaire respectivement :

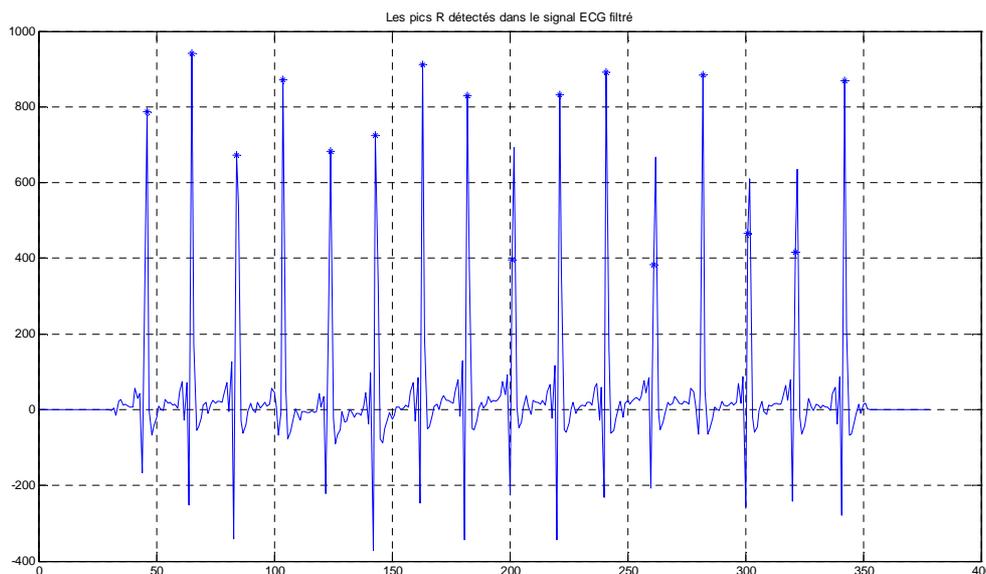


Fig. 3.3. Les pics R détectés dans l'ECG normal n°16265 de MIT-BIH

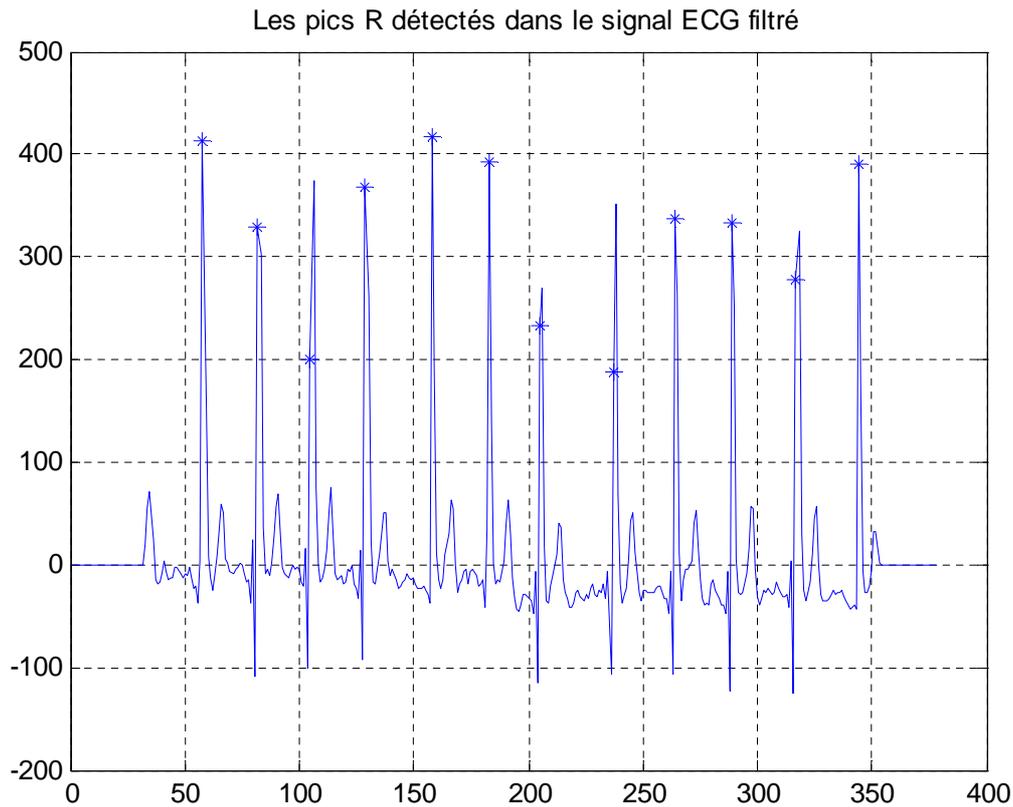


Fig. 3.4. Les pics R détectés dans l'ECG d'une fibrillation auriculaire n°01 d'AF-TC

🚩 Détection des ondes P, Q, S, T :

La méthode de seuillage spécifique nous a permis la détection des ondes P, Q, S et T. Cependant, et comme le montrent les figures suivantes, les résultats de la détection de ces ondes sont nettement moins bons que les résultats de seuillage global.

On remarque que, pour quelques cas, l'algorithme a confondu entre les ondes. Cela est dû à l'utilisation de même seuil de détection en temps pour chaque type d'onde ; ce qui se traduit par un seuillage en amplitude utilisé dans un intervalle temporel mal approprié pour quelques cas.

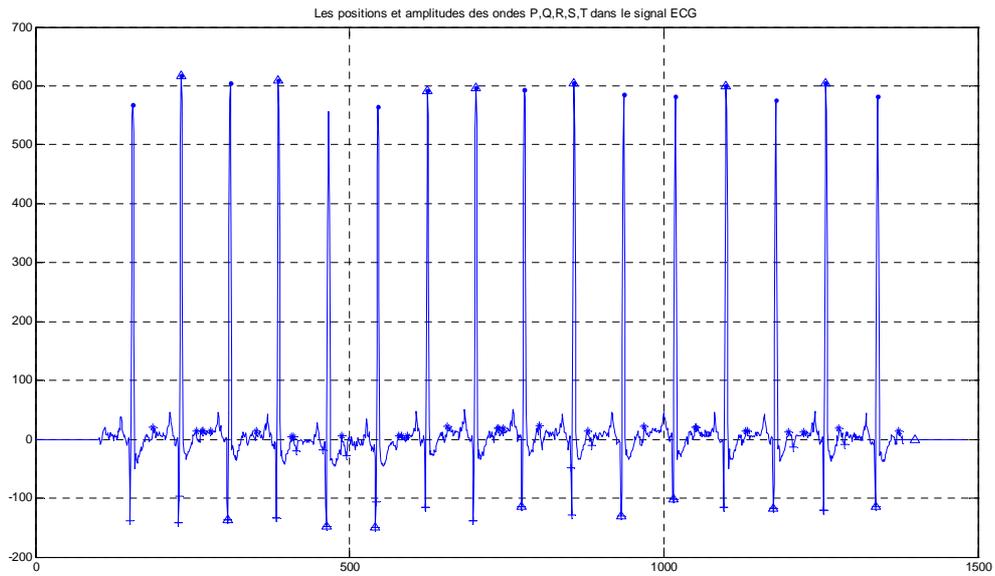


Fig. 3.5. Les ondes P, Q, R, S, T détectés dans l'ECG normal n°16265 de MIT-BIH

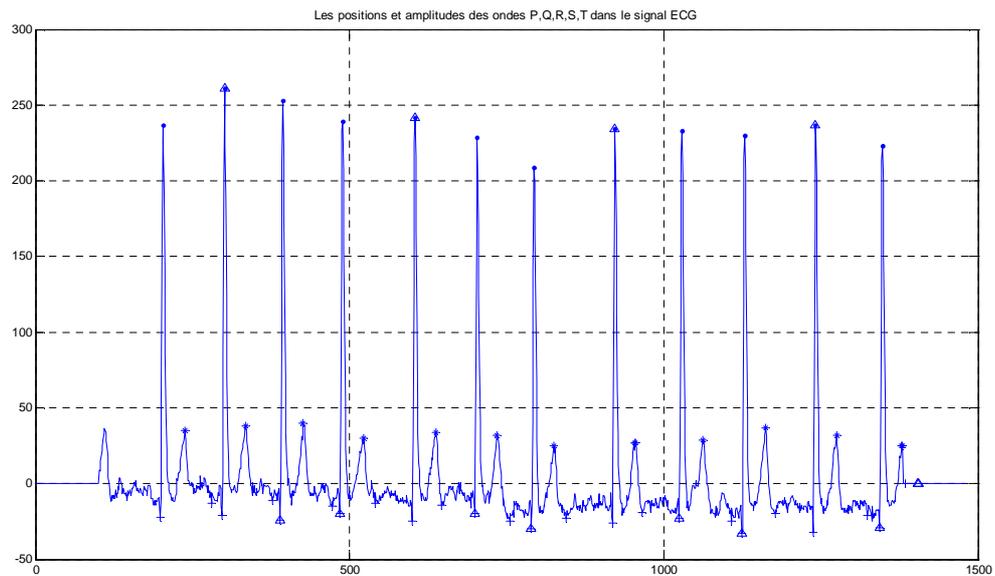


Fig. 3.6. Les ondes P, Q, R, S, T détectés dans l'ECG d'une fibrillation auriculaire n°01 d'AF-TC.

III.2.3. Conclusion et interprétation des résultats de seuillage:

Dans cette partie de notre travail, on a exploité le seuillage globale pour la détection des paramètres temporels et d'amplitude des ondes R et le seuillage spécifique pour la détection des autres ondes P, Q, S et T.

La détection des ondes R est nettement meilleure que la détection des autres ondes de l'ECG. On note surtout l'excellente détection de la position des ondes R d'où l'importance d'utiliser le vecteur de sortie Rloc comme paramètre discriminant de signal ECG. Ce vecteur nous renseigne sur les intervalles RR, ou le rythme des battements cardiaques, de signal ECG et présente un bon paramètre pour la détection de la fibrillation auriculaire à inclure dans le vecteur d'entrée de notre réseau de neurones.

En plus des vecteurs Rloc, les amplitudes Pamp des ondes P représentent de bons paramètres pour la détection de la fibrillation auriculaire.

Enfin, la méthode de seuillage permet de discriminer les signaux ECG en fonction des caractéristiques temporelles et d'amplitude des ondes P, Q, R, S, T. Pour le cas d'une fibrillation auriculaire, l'absence des ondes P ou leurs amplitudes inférieures ainsi que l'irrégularité des intervalles RR est mise en valeur avec cette méthode.

Néanmoins, un tel algorithme demeure très simple et d'un temps de réponse très lent pour la discrimination de plus longs ECG. En plus, ses résultats sont beaucoup plus satisfaisants pour la détection des ondes R et pas aussi bons pour les autres ondes d'où la nécessité de lui associer d'autres approches à l'exemple de la transformée en ondelettes exploitée dans la seconde approche.

III.3. Extraction des paramètres statistiques des signaux ECG : la transformée en ondelettes :

La toute première étape à faire pour extraire des paramètres statistiques de l'ECG est de former le vecteur « A » représentant les résultats d'échantillonnage de l'ECG :

$$A = [a_1, a_2, \dots, a_n] = [A(t_1), A(t_2) \dots A(t_n)] \quad (3.1)$$

$A(t_i)$ est un vecteur aléatoire et variable à cause des caractéristiques du signal ECG. Ce vecteur peut, néanmoins, définir un large nombre de paramètres statistiques.

Dans notre travail, cependant, on a opté pour l'extraction de ces paramètres à partir des coefficients de la transformée ondelettes discrète (DWT) 'db6' de l'ECG et pas de l'ECG lui-même. En effet, les détails ondelettes de l'ECG représentent l'information haute fréquence de signal dans ses moindres détails d'où l'importance de considérer leurs paramètres statistiques vu la finesse de leur description des caractéristiques de signal.

III.3.1. L'organigramme d'extraction des paramètres statistiques des signaux ECG :

L'organigramme ci-dessous présente les étapes qu'ont subies les 39 signaux de la base de données ATM sur lesquels a porté notre étude. L'extraction des paramètres statistiques a été réalisée sous MATLAB par une fonction qu'on a nommée « hamidwt ».

Les paramètres statistiques utilisés sont :

- ✚ Le maximum des coefficients ondelettes calculé avec la commande MATLAB :

$$\max (d_i)$$

- ✚ Le minimum des coefficients ondelettes calculé avec la commande MATLAB :

$$\min (d_i)$$

- ✚ La variance des coefficients ondelettes qui représente une mesure moyenne de leur variabilité autour de la moyenne calculée avec la commande MATLAB :

$$\text{var} (d_i)$$

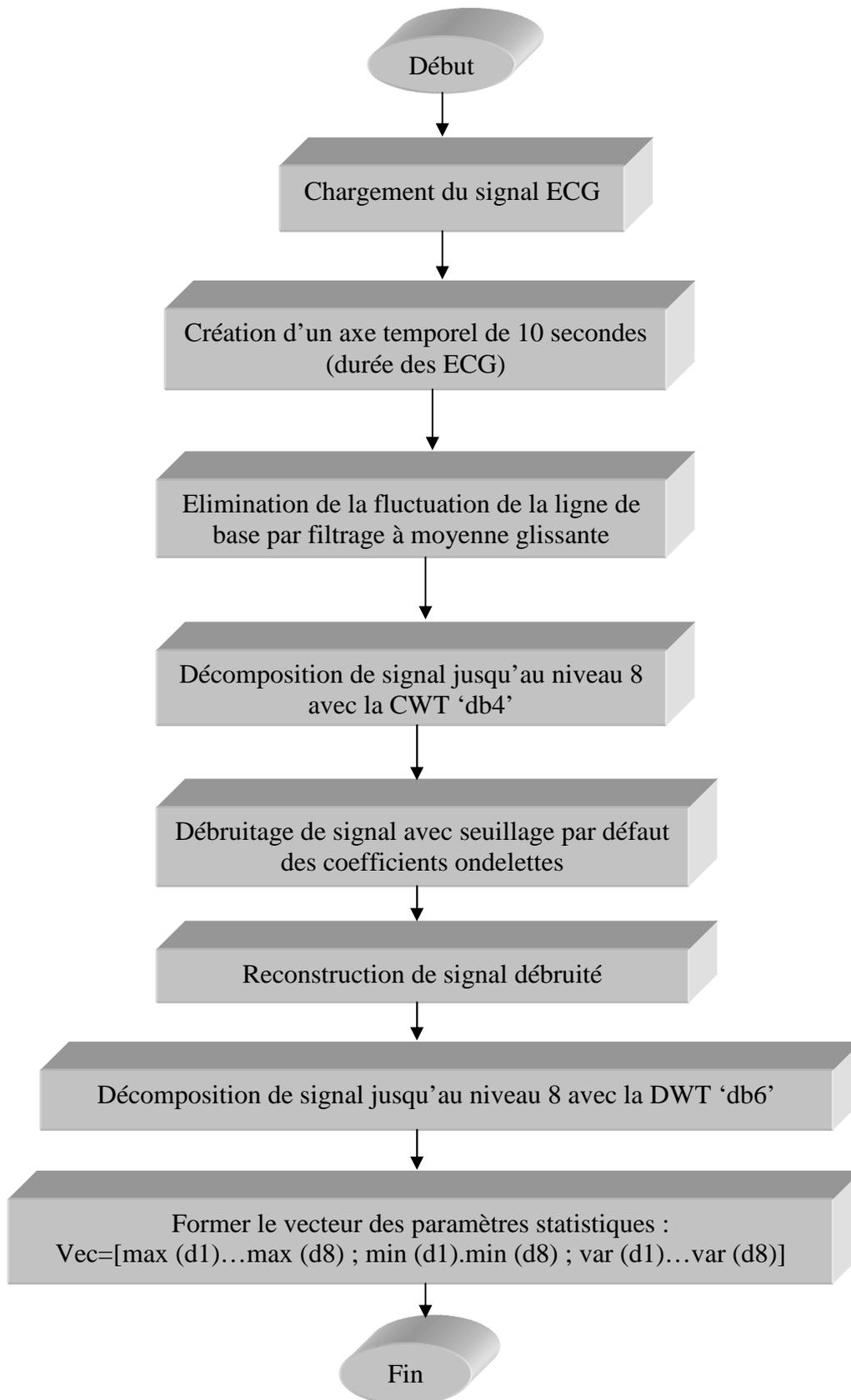


Fig. 3.7. Organigramme d'extraction des paramètres statistiques de l'ECG.

Notre fonction « hamidwt » se charge à la fois de prétraiter les signaux par la procédure présentée au chapitre 2 puis de produire un vecteur de 24 éléments représentant respectivement les paramètres statistiques suivants :

- ✓ Les maximas des huit détails ondelettes de signal ECG : d_1, \dots, d_8 .
- ✓ Les minimas des huit détails ondelettes de signal ECG : d_1, \dots, d_8 .
- ✓ Les variances des huit détails ondelettes de signal ECG : d_1, \dots, d_8 .

III.3.2. Résultats et interprétation :

Dans cette partie, on a exploité la transformée en ondelettes discrète de Debauchies « db6 » pour décomposer chaque signal ECG sur 8 niveaux de résolution. Le choix de cette ondelette est justifié par les similarités qu'elle présente avec la forme de signal ECG et donc sa capacité de bien présenter l'information contenue dans chaque électrocardiogramme.

En outre, une décomposition sur 8 niveaux avec l'analyse multi-résolution de la transformée en ondelettes discrète permet d'extraire toute l'information haute fréquence contenue dans le signal ECG.

Cette deuxième approche est nettement moins complexe à implémenter par rapport à la méthode de seuillage mais présente cependant un pouvoir de discrimination moins simple à percevoir qu'après le test de réseau de neurones.

Après exécution de notre fonction, on a récupéré, pour chaque signal ECG, un vecteur «vec» à (24×1) dimensions et qui sera utilisé comme entrée de notre réseau de neurones pour discriminer les signaux.

L'analyse des vecteurs récupérés montrent le pouvoir de discrimination de cette approche entre les signaux ECG. On donnera pour exemple, les deux vecteurs de l'ECG normal n° 16265 de MIT-BIH et de l'ECG d'une fibrillation auriculaire n°01 d'AF-TC respectivement :

vec_ECG_n16265 =

1.0e+004 *

0.0076
0.0341
0.0618
0.0568
0.0290
0.0278
0.0048
0.0084
-0.0083
-0.0424
-0.0658
-0.0560
-0.0319
-0.0282
-0.0083
-0.0043
0.0246
0.9094
3.0095
4.9671
3.3330
2.8493
0.0743
0.0803

vec_AF_n01 =

1.0e+003 *

0.0358
0.1081
0.1897
0.1890
0.1491
0.1389
0.0720
0.0439
-0.0324
-0.1413
-0.2287
-0.1933
-0.1694
-0.1410
-0.0698
-0.0689
0.0219
0.5791
2.7255
4.7674
5.4561
4.5168
1.4636
0.6950

III.4. Conclusion :

Dans ce chapitre, on a exploité deux approches pour l'extraction de deux types de paramètres discriminants des signaux ECG, à savoir la méthode de seuillage pour l'extraction des paramètres temporels et d'amplitude puis la transformée en ondelettes discrète pour l'extraction des paramètres statistiques de l'électrocardiogramme.

La méthode de seuillage globale des signaux ECG a permis de bons résultats pour la détection des amplitudes et positions des ondes R notamment. Cependant, les résultats de seuillage spécifique a été nettement moins satisfaisants et une confusion entre les ondes P, Q, S, T s'est produite dans quelques cas. En conséquence, le vecteur de sortie le plus important dans notre approche de détection de la fibrillation auriculaire et qui a été produit par cette algorithme est le vecteur Rloc de positions des ondes R. Ce vecteur nous renseigne sur la régularité des intervalles RR des signaux ECG et présente une bonne entrée pour toute architecture neuronale dédiée à la détection de la fibrillation auriculaire.

L'extraction des paramètres statistiques avec la transformée en ondelettes était beaucoup plus simple à implémenter et a produit des résultats satisfaisants, à première vue.

Cependant, le pouvoir de discrimination des paramètres extraits dans cette partie ne pourra être estimé qu'après l'analyse des résultats de d'apprentissage de notre réseau de neurones à base de ces entrées, dans la partie suivante.

Chapitre IV :

Détection de la fibrillation auriculaire
par réseaux de neurones

IV.1. Introduction :

On désigne par la conception d'un système de détection de la fibrillation auriculaire par réseaux de neurones le développement d'une architecture neuronale capable de distinguer cette arythmie de cas normal et de toutes les autres arythmies cardiaques. Dans notre travail, on a opté pour l'utilisation des réseaux de neurones probabilistes à fonction de base radiale (PNN) vu leur conception adaptée aux problèmes de classification et leur facilité de mise en œuvre.

Cependant, la performance de notre réseau de neurones dépendra de plusieurs paramètres, à savoir entre autres le pouvoir de discrimination des paramètres extraits de signal ECG et le niveau de similarité que présente le signal ECG considéré avec celui de la fibrillation auriculaire.

En premier lieu, et après avoir présenté la théorie des réseaux de neurones, on tentera de configurer un réseau de neurones probabiliste capable de distinguer une activité cardiaque normale d'une fibrillation auriculaire en n'utilisant que les paramètres statistiques extraits dans la partie précédente. Ensuite, on testera le pouvoir de réseau de neurones à distinguer la fibrillation cardiaque d'une arythmie plus similaire à savoir la tachycardie supraventriculaire. Une comparaison des résultats des deux cas est faite et une conclusion est tirée.

Finalement, on verra la possibilité d'une amélioration de la performance de notre réseau de neurones en incluant quelques paramètres d'amplitude et de position des ondes de l'ECG, et qui ont été déjà extraits avec la méthode de seuillage, dans les vecteurs d'apprentissage de notre réseau de neurones.

IV.2. La théorie des réseaux de neurones :

IV.2.1. Le neurone biologique et le modèle mathématique :

IV.2.1.1. Le modèle neurophysiologique :

Le cerveau humain est composé de cellules distinctes appelées neurones formant un ensemble dense d'environ 10 à 100 milliards d'unités interconnectées. Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau comme montré sur la Figure (4.1). Le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma (corps du neurone). L'information est traitée alors par le corps cellulaire. Si le potentiel d'action dépasse un

certain seuil, le corps cellulaire répond par un stimulus. Le signal transmis par le neurone est acheminé ensuite le long de l'axone (unique) pour être transmis aux autres neurones. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. En fait, il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angströms entre l'axone du neurone afférent et les dendrites du neurone efférent. La jonction entre deux neurones est appelée synapse comme schématisé sur la figure (4.2).

IV.2.1.2 Le modèle mathématique :

Par analogie avec le neurone biologique, chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones en amont. A chacune de ces entrées est associé un poids w , abréviation du mot poids (weight en anglais), représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones en aval comme montré sur la Figure (4.3). A chaque connexion est associé un poids.

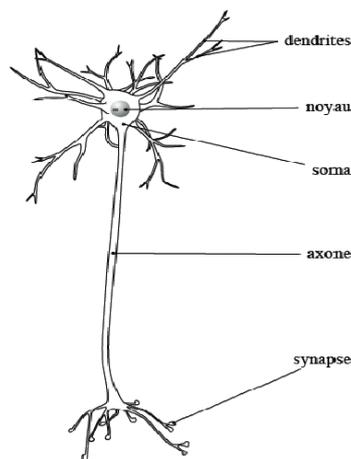


Fig. 4.1 Schéma d'un neurone.

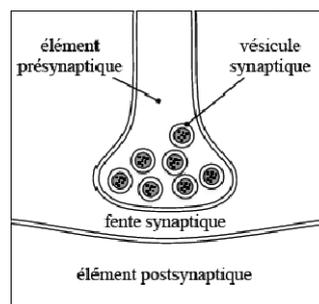


Fig. 4.2 Schéma d'une synapse.

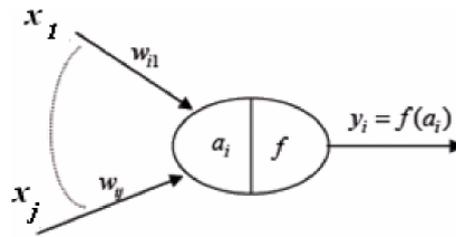


Fig. 4.3 Neurone formel.

Le comportement du neurone artificiel se compose de deux phases :

La première phase représente le prétraitement des données reçues en calculant la somme pondérée des entrées selon l'expression suivante :

$$a_i = \sum_j w_{ij} x_j \quad (4.1)$$

Dans la deuxième phase, une fonction de transfert calcule la valeur de l'état interne du neurone. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones en aval. Plusieurs possibilités existent pour spécifier la nature de la fonction d'activation du modèle. Les fonctions mathématiques les plus souvent utilisées tel que les fonctions linéaires, sigmoïdes et gaussiennes sont schématisées sur la Figure (4.4). A la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continues, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle $[0, +1]$ ou $[-1, +1]$. Ainsi, le neurone peut être défini mathématiquement comme étant une fonction algébrique, à priori non linéaire (suivant la fonction d'activation f) et bornée, avec des entrées x et paramétrée par les poids w_{ij} .

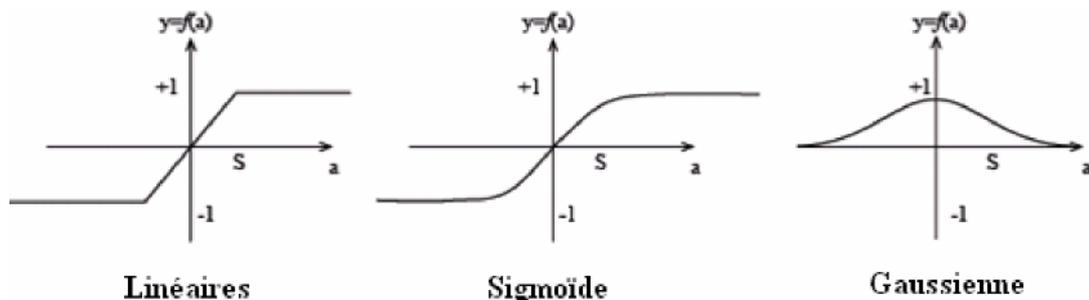


Fig. 4.4 Différents types de fonctions d'activation pour le neurone artificiel.

IV.2.2. Architecture des réseaux de neurones :

On distingue deux grandes familles de réseaux de neurones: les réseaux bouclés et les réseaux non bouclés.

IV.2.2.1. Les réseaux de neurones non bouclés (en Anglais feedforward) :

Un réseau de neurones non bouclé réalise une ou plusieurs fonctions algébriques de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun des neurones le composant. L'entrée au réseau désigne l'information reçue par ce dernier de l'environnement extérieur. Dans un tel réseau, l'information circule dans une seule direction, de l'entrée vers la sortie. Ce type de réseaux n'autorise pas le retour en arrière de l'information. Le temps ne joue aucun rôle fonctionnel dans un réseau de neurones non bouclé. Pour cette raison, ces réseaux sont aussi qualifiés de réseaux statiques, par opposition aux réseaux dynamiques. Ce type de réseaux comprend deux groupes d'architectures: les réseaux monocouches et les réseaux multicouches. Ils diffèrent par l'existence ou non de neurones intermédiaires appelés neurones cachés entre les unités d'entrées et les unités de sorties appelées nœuds sources ou nœuds d'entrée et nœuds de sortie respectivement.

Un réseau non-bouclé monocouche possède une couche d'entrée recevant le stimulus à traiter par l'intermédiaire des nœuds sources. Cette couche se projette en une couche de sortie composée de neurones (nœuds de calcul) transmettant les résultats du traitement au milieu extérieur. Un réseau non-bouclé multicouche se caractérise par la présence d'une ou de plusieurs couches cachées, dont les nœuds de calcul correspondants s'appellent neurones cachés. Les couches cachées s'interposent entre l'entrée du réseau et sa sortie. Leur rôle est d'effectuer un prétraitement des signaux d'entrée, reçus par la couche d'entrée en provenance du milieu extérieur et de transmettre les résultats correspondant à la couche de sortie où sera déterminée la réponse finale du réseau avant qu'elle soit transmise au milieu extérieur. Les réseaux les plus fréquemment utilisés de cette catégorie sont les perceptrons multicouches (Multilayer Perceptrons, MLP).

IV.2.2.2. Les réseaux de neurones bouclés (récurrents) :

Dans un réseau bouclé, appelé aussi réseau récurrent ou dynamique, il est possible de trouver au moins un cycle où l'information peut revenir à son point de départ. Cela suppose que la sortie d'un neurone peut être fonction d'elle-même. Or cela n'est possible que si la notion de temps est prise en compte. Ce type de réseau est notamment utilisé pour la modélisation dynamique de processus non linéaires.

IV. 2.3 .Les types d'apprentissage des réseaux de neurones :

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux de neurones. Elle ne concerne cependant pas tous les modèles, mais uniquement les plus utilisés. L'apprentissage est une phase du développement du réseau de neurones durant laquelle on calcule les poids des neurones de telle manière que les sorties du réseau soient aussi proches que possible des sorties désirées. Les procédures d'apprentissage sont divisées, elles aussi, en deux grandes catégories: apprentissage supervisé et apprentissage non supervisé.

IV.2.3.1. L'apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé implique l'existence d'un *professeur* qui a pour rôle d'évaluer le succès (ou l'échec) du réseau quand il lui est présenté un stimulus connu (on dit que ce stimulus est un exemple appartenant à la base d'apprentissage). Cette supervision consiste à renvoyer au réseau une information lui permettant de faire évoluer ses connexions (parfois aussi sa propre architecture) afin de faire diminuer son taux d'échec. L'information peut être explicite, sous la forme d'une mesure de l'erreur commise, par exemple, ou globalement sur l'ensemble des exemples de la base. C'est ce qui se passe dans le cas du Perceptron. Mais elle peut être plus implicite (apprentissage par renforcement), sous forme d'une simple appréciation (*bon* ou *mauvais*, punition ou récompense), sans mesure d'erreur, et même être globale, sur l'ensemble des tâches que le réseau doit exécuter. Dans ce dernier cas, il est facile de comprendre que l'apprentissage est le plus difficile, la difficulté majeure consistant pour le réseau à identifier les étapes du processus qui sont responsables de l'échec ou du succès.

IV.2.3.2. L'apprentissage non supervisé :

L'apprentissage non supervisé implique la fourniture à un réseau autonome d'une quantité suffisante d'exemples contenant des répétitions (autrement dit de la redondance), telles que celui-ci en dégage les régularités automatiquement. Ces réseaux sont souvent appelés *auto-organiseurs*, ou encore à *apprentissage compétitif*. Dans l'apprentissage non supervisé, les données ne contiennent pas d'informations sur une sortie désirée, il n'y a pas de superviseur ou expert humain. Il s'agit de déterminer les paramètres du réseau de neurones suivant un critère à définir. Dans ce cas, les exemples présentés à l'entrée provoquent une auto adaptation du réseau afin de produire des valeurs de sortie qui soient proches en réponse pour des valeurs d'entrées similaires. Ce type d'apprentissage possède souvent moins de complexité dans le calcul par rapport à l'apprentissage supervisé. Bien entendu, l'architecture du réseau, préalablement définie par son utilisateur, est une forme de supervision.

IV.4. Les réseaux de neurones les plus utilisés :

La Figure (4.5) représente les réseaux de neurones les plus utilisés dans la littérature. Dans ce qui suit, nous allons faire une description de chacun d'eux.

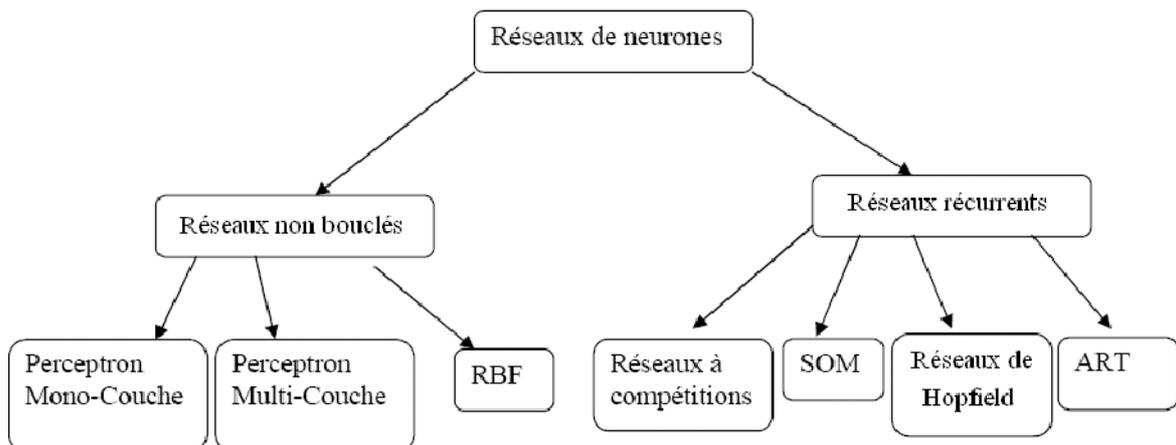


Fig. 4.5 Réseaux de neurones le plus utilisés.

IV.4.1. Les Perceptrons :

IV.4.1.1. Le perceptron monocouche (Perceptron simple) :

Le perceptron est le premier modèle des réseaux de neurones inventé en 1957 par FRANK ROSENBLAT. C'est un réseau simple, puisqu'il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il peut aussi être utilisé pour faire de la classification et pour résoudre des opérations logiques simples, il suit généralement un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur.

IV.4.1.2. Le perceptron multicouche (en anglais Multi Layer Perceptron) :

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. Il peut résoudre des problèmes non linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués. Il suit un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur.

IV.4.2. Les réseaux à fonction de base radiale :

Les réseaux à fonctions de bases radiales (RBF) ou plus simplement réseaux à bases radiales ont été proposés par J. MOODY et C. DARKEN. Les RBF seront donc employés dans les mêmes types de problèmes que les PMC à savoir, en classification et en approximation de fonctions, particulièrement. L'apprentissage le plus utilisé pour les RBF est le mode hybride et les règles sont soit la règle de correction de l'erreur soit la règle d'apprentissage par compétition.

IV.4.3. Les cartes auto-organisatrices de Kohonen (SOM) :

Les cartes topologiques ou cartes auto organisatrices ont été introduites pour la première fois par T. KOHONEN en 1982. Ce sont des réseaux à apprentissage non-supervisé qui établissent une carte discrète, ordonnée topologiquement, en fonction de patterns d'entrée. Le réseau forme ainsi une sorte de treillis dont chaque nœud est un neurone associé à un vecteur de poids. La correspondance entre chaque vecteur de poids est calculée pour chaque entrée. Par la suite, le vecteur de poids ayant la meilleure corrélation, ainsi que

certaines de ses voisins, vont être modifiés afin d'augmenter encore cette corrélation, ce réseau sera détaillé par la suite.

IV.4.4. Les réseaux de HOPFIELD :

Les réseaux de HOPFIELD sont des réseaux récurrents et entièrement connectés. Dans ce type de réseau, chaque neurone est connecté à chaque autre neurone et il n'y a aucune différence entre les neurones d'entrée et de sortie. Ils fonctionnent comme une mémoire associative non-linéaire et sont capables de trouver un objet stocké en fonction de représentations partielles ou bruitées. L'application principale des réseaux de HOPFIELD est l'entrepôt de connaissances mais aussi la résolution de problèmes d'optimisation. Le mode d'apprentissage utilisé ici est le mode non-supervisé.

IV.4.5 Les réseaux ART :

Les réseaux ART (Adaptive Resonance Theory) sont des réseaux à apprentissage par compétition. Dans ce genre de réseau, les vecteurs de poids ne seront adaptés que si l'entrée fournie est suffisamment proche d'un prototype déjà connu par le réseau. Il est à noter qu'il existe deux principaux types de réseaux ART : les ART-1 pour des entrées binaires et les ART-2 pour des entrées continues. Le mode d'apprentissage des ART peut être supervisé ou non.

IV.5. Les réseaux de neurones à fonction de base radiale :

IV.5.1. Le modèle neuronal et la fonction de base du RBF :

La figure suivante montre un modèle neuronal d'un réseau à fonction de base radiale, un modèle qui est implémenté dans la couche cachée du réseau RBF et dont la relation entrée-sortie est illustrée.

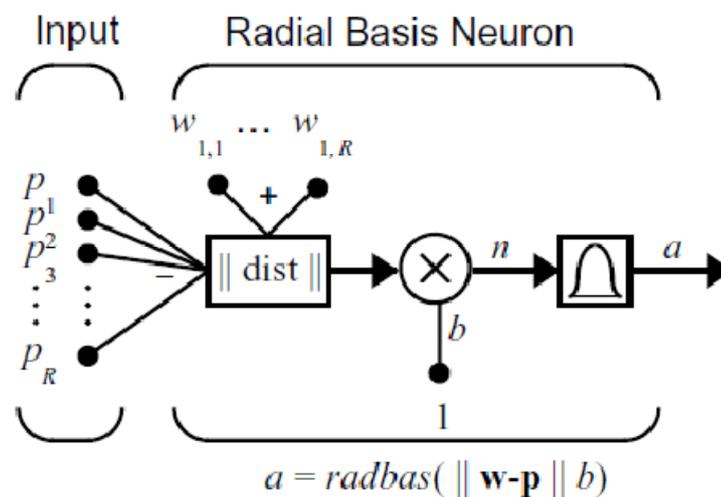


Fig. 4.6. Le modèle neuronal du RBF.

On note que l'expression de l'entrée réseau de neurone « radbas » est différente de celles de neurones d'autres architectures réseaux. Dans ce cas, l'entrée de la fonction de transfert « radbas » est un vecteur distance entre son vecteur de poids « W » et son vecteur d'entrée « P », multiplié par la valeur « b » (Bias en anglais). Le bloc « ||dist|| » dans cette figure accepte le vecteur d'entrée « P » et le vecteur à une seule ligne « W » (poids) et donne le produit des deux en sortie.

La fonction de transfert de neurone à fonction de base radiale est :

$$\text{radbas}(n) = e^{-n^2} \quad (4.2)$$

La figure suivante illustre la fonction de transfert d'un neurone à fonction de base radiale :

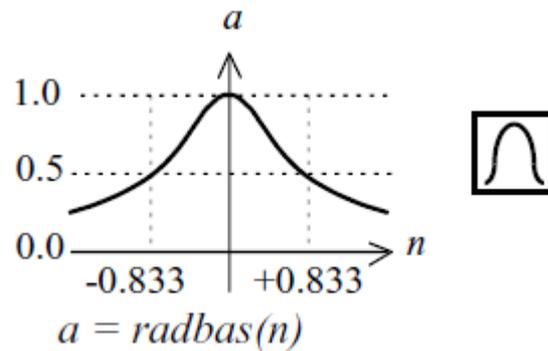


Fig. 4.7. La fonction de transfert de neurone « radbas ».

✓ **La fonction de base radiale :**

La fonction de base radiale produit une sortie maximale de « 1 » quand son entrée est à zéro et pendant que la distance entre « W » et « P » augmente, la sortie diminue. Cela dit que le neurone à fonction de base radiale se comporte comme un détecteur qui produit « 1 » quand son entrée « P » est égale à son vecteur de poids « W ».

Le vecteur « b » (bias) permet d'ajuster la sensibilité de neurone « radbas ». Par exemple, si le neurone avait une tendance « b » égale à « 0.1 », il donnerait en sortie « 0.5 » pour tout vecteur d'entrée « P » distant de « 8.326 » ($0.8326/b$) de son vecteur de poids « W ».

IV.5.2. L'architecture réseau du RBF :

Les réseaux de neurones à fonction de base radiale se composent de deux couches :

- ✓ Une couche cachée de S^1 neurones qui contient les neurones RBF.
- ✓ Une couche de sortie de S^2 neurones qui contient une fonction linéaire.

Chaque couche est entièrement connectée à la suivante, comme le montre la figure suivante :

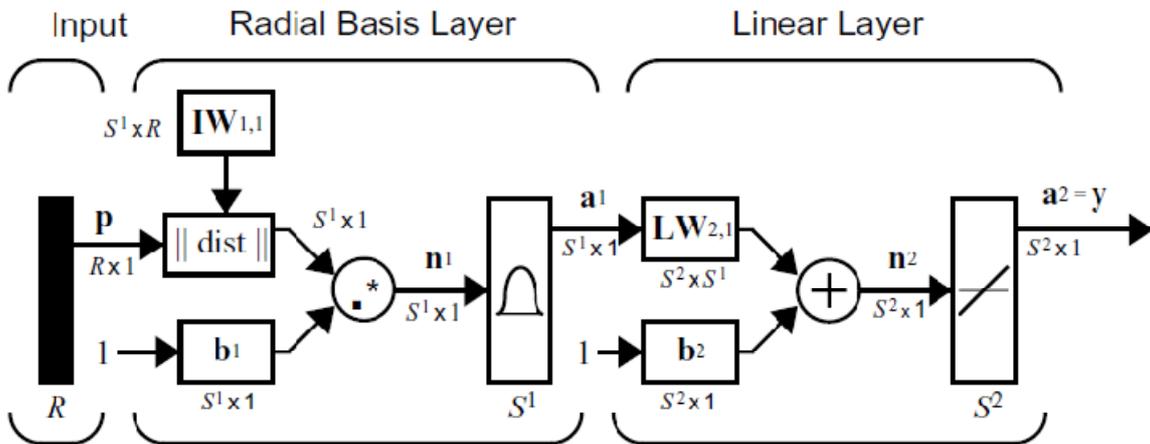


Fig. 4.8. Architecture d'un réseau de neurones à fonction de base radiale.

Avec :

- ✓ R : Le nombre d'éléments du vecteur d'entrée « P ».

$$a^1_i = radbas (\| IW_{1,1} - p \| b_i) \tag{4.3}$$

$$a^2 = purelin(LW_{2,1} a^1 + b^2) \tag{4.4}$$

Le bloc $\|dist\|$ dans la figure précédente accepte le vecteur d'entrée « p » et la matrice d'entrée « $IW_{1,1}$ » et produit un vecteur à « S^1 » éléments. Les éléments sont les distances entre le vecteur d'entrée et les vecteurs « $iW_{1,1}$ » formés des lignes de la matrice d'entrée de poids « $IW_{1,1}$ ». Le vecteur « b » et la sortie de bloc $\|dist\|$ sont combinés.

IV.6. Les réseaux de neurones probabilistes (PNN) :

Les réseaux de neurones probabilistes est une variante des réseaux à fonction de base radiale et peuvent être utilisés pour les problèmes de classification. Quand une entrée est présentée, la première couche calcule les distances entre les vecteurs d'entrée et les vecteurs

d'apprentissage et produit un vecteur dont les éléments indiquent combien est proche le vecteur d'entrée de vecteur d'apprentissage. La deuxième couche additionne toutes ces contributions pour chaque classe et produit comme sortie de réseau un vecteur de probabilités. Finalement, la fonction de transfert de la couche de compétition prend le maximum des probabilités et produit un «1» pour cette classe et un «0» pour les autres classes. L'architecture du réseau de probabiliste est illustrée par la figure suivante :

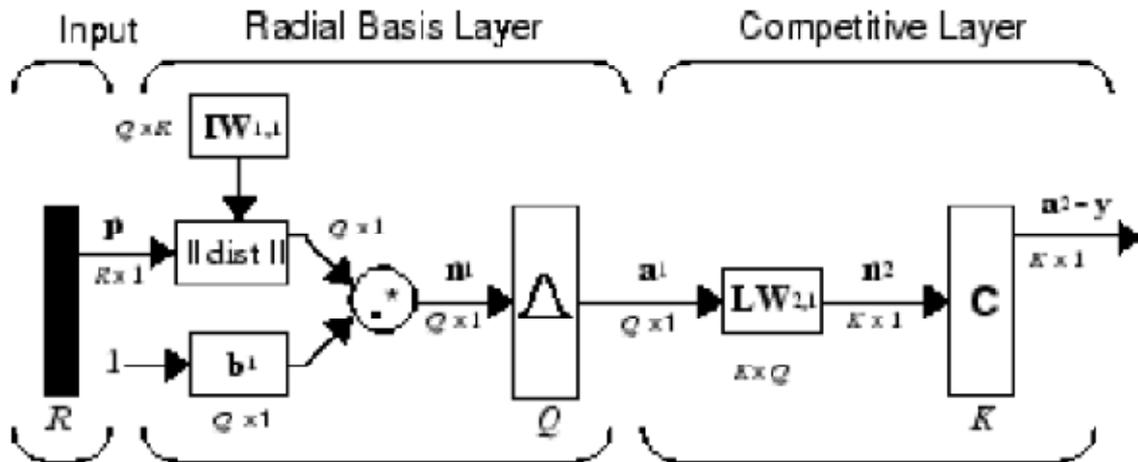


Fig. 4.9. Architecture d'un réseau de neurones probabiliste.

Avec :

- ✓ R : Nombre d'éléments du vecteur d'entrée.
- ✓ Q : Nombre de paires « entrées/sortie désirée »=nombre de neurones de la couche1.
- ✓ K : Nombre de classes des entrées= nombre de neurones de la couche2.

IV.6.1. La couche à fonction de base radiale :

Chaque vecteur représentant une sortie désirée a K éléments. Un de ses éléments est à «1» et les autres sont à «0». Donc, chaque vecteur d'entrée est associée avec une des «K» classes. L'entrée de poids de la première couche « $IW_{1,1}$ » est égale à la transposée de la matrice formée par les paires d'apprentissage. Quand une entrée est présentée, le bloc « $\|dist\|$ » produit un vecteur dont les éléments indiquent combien est proche les vecteurs d'entrée des vecteurs d'apprentissage. Ces éléments sont multipliés, élément par élément, par « b » et envoyé à la fonction de transfert à base radiale « $radbas$ ». Un vecteur d'entrée qui est proche de vecteur d'apprentissage est représenté par un nombre proche de «1» dans le vecteur de

sortie « a1 ». Si une entrée est proche de plusieurs vecteurs d'apprentissage d'une même sortie désirée, elle est représentée par plusieurs éléments de «a1» qui sont proches de «1».

$$a_j = \text{radbas}(\| \Gamma W_{1,j} - \mathbf{p} \| b_j) \quad (3.5)$$

IV.6.2. La couche compétitive :

Les poids $LW_{2,1}$ de la deuxième couche sont égaux aux éléments de la matrice T des sorties désirées. Chaque vecteur a un seul «1» dans la ligne associée avec cette classe d'entrée, et des zéros autre part. La multiplication « T*a1 » additionne les éléments de «a1» due à chacune des K classes. Finalement, la fonction de transfert de la deuxième couche «compet» produit un «1» correspondant à l'élément le plus grand de «n2» et des zéros autre part. Donc, le réseau classe le vecteur d'entrée dans une classe K spécifique parce que cette classe a la plus grande probabilité d'être correct.

$$\mathbf{a}^2 = \text{compet}(LW_{2,1} \mathbf{a}^1) \quad (3.6)$$

IV.7. Mesures de la performance de réseau de neurones détecteur :

Pour tout système de détection, les réseaux de neurones inclus, il existe trois paramètres à mesurer pour estimer sa performance :

- ✚ La spécificité : représente la mesure de la proportion des cas négatifs (VN : absence de la FA) qui ont été correctement détectés :

$$\text{spécificité}(\%) = \frac{VN}{VN + FP} \times 100$$

- ✚ La sensibilité : représente la mesure de la proportion des cas positifs (VP : présence de la FA) qui ont été correctement détectés :

$$\text{sensibilité}(\%) = \frac{VP}{VP + FN} \times 100$$

- ✚ L'exactitude : mesure la performance totale de système et représente la proportion des cas correctement détectés :

$$exactitude(\%) = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} \times 100$$

IV.8. Application : conception d'un réseau de neurones probabiliste pour la détection de la fibrillation auriculaire sous MATLAB:

Le but de la détection de la fibrillation auriculaire est de pouvoir indiquer comme tel tout signal ECG de même nature et d'indiquer tout autre signal qui ne correspond pas à cette arythmie comme appartenant à une autre classe.

Dans un premier lieu, on tentera de concevoir un réseau de neurones probabiliste qui distingue le signal ECG correspondant à une fibrillation auriculaire d'un ECG correspondant à une autre condition cardiaque.

Ensuite, et pour tester encore plus la performance de détection, proprement dite du réseau de neurones, on testera la capacité de réseau à distinguer le cas de fibrillation auriculaire d'un signal ECG qui lui est de forme très similaire à savoir celui d'une arythmie de tachycardie supraventriculaire. On tient à noter que la fibrillation auriculaire fait elle même partie des troubles de rythme supraventriculaire.

IV.8.1. Utilisation des paramètres statistiques : Détection d'une fibrillation auriculaire et d'une activité cardiaque normale :

IV.8.1.1. L'apprentissage du réseau de neurones :

Le réseau de neurones utilisé dans cette présente application est un réseau probabiliste. Ce réseau n'est qu'une variante des réseaux de neurones à fonction de base radiale et adapté aux problèmes de classification. Le mode d'apprentissage du PNN est du type supervisé d'où la nécessité d'utiliser deux bases d'apprentissage et de test et de définir les classes d'appartenance désirées. Pour cette première application, on a deux classes et donc deux sorties désirées, comme suit :

- ✓ Classe 1 : ECG normale de sortie désirée : [1 ; 0]
- ✓ Classe 2 : Fibrillation auriculaire de sortie désirée : [0 ; 1]

La base d'apprentissage utilisé comporte :

- ✓ ECG Normaux : 13 signaux.
- ✓ Fibrillation auriculaire : 13 signaux.

L'entrée du réseau de neurones contient 26 vecteurs, et chaque vecteur représente les huit valeurs maximales, les huit valeurs minimales et les huit variances de chacun des huit détails de la transformée ondelette du signal ECG. Donc, l'entrée du réseau de neurones est un vecteur à 24 valeurs.

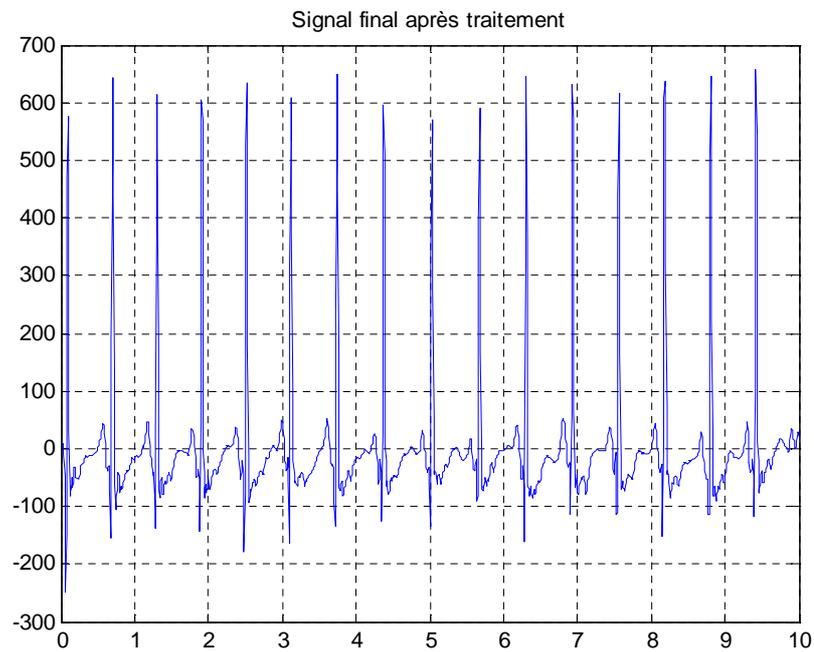


Fig. 4.10. Signal ECG correspondant à une activité cardiaque normale.

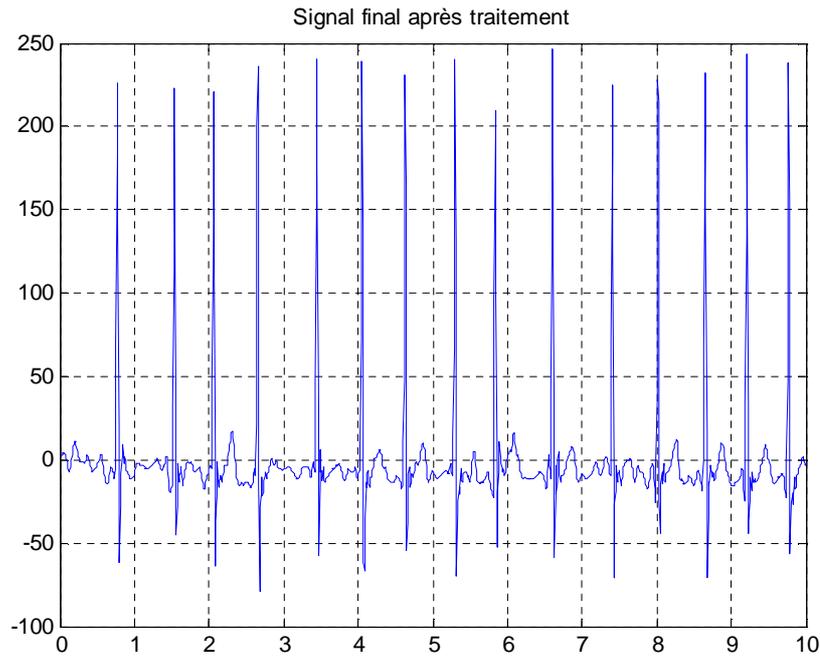


Fig. 4.11. Signal ECG correspondant à une Fibrillation auriculaire.

IV.8.1.2. La conception du réseau de neurones probabiliste :

Sous MATLAB, notre réseau de neurones probabiliste a été créé avec la commande suivante :

Net=newpnn (P, T, spread)

Avec :

- ✚ P: Les 26 vecteurs d'apprentissage du réseau de neurones.
- ✚ T : Les sorties désirées correspondantes.
- ✚ Spread : On utilisera ce paramètre pour améliorer le pouvoir de généralisation du réseau de neurones.

Pour la simulation de réseau, on utilise la commande suivante :

a=sim (net,p)

Nous emploierons le vecteur «**vec2ind**» pour convertir la sortie «a» en rangées « a_c » pour rendre l'étiquetage des classes c'est-à-dire l'ordre de classe correspond à son numéro :

a_c =vec2ind(a)

IV.8.1.3. Le test du réseau de neurones :

Pour le test de réseau, on a séparé la base de test en deux parties :

- ✓ La première base issue de la base d'apprentissage comporte cinq signaux (5 échantillons) de chacune des anomalies pour tester la capacité du réseau à reconnaître les signaux appris.
- ✓ La deuxième base contient 26 échantillons mais différents de ceux de l'apprentissage pour tester le pouvoir de généralisation de ce modèle.

IV.8.1.4. Les résultats :**IV.8.1.4.1. Phase d'apprentissage :**

Le paramètre à régler est le «**spread**», on le fait varier et on observe les résultats d'apprentissage.

ac =

Columns 1 through 12

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1

Columns 13 through 24

1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2

Columns 25 through 26

2 2

IV.8.1.4.2. Phase de validation:

- ✓ Les résultats obtenus après le premier test dont la base de test contient des échantillons issus de la base d'apprentissage :

ac =

1 1 1 1 1 2 2 2 2 2

- ✓ Les résultats obtenus après le deuxième test dont la base contient des échantillons différents de ceux d'apprentissage sont :

ac =

Columns 1 through 12

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1

Columns 13 through 24

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1

Columns 25 through 26

1 1

Nous constatons que le réseau a bien reconnu les vecteurs appris, mais n'a pas bien généralisé et n'a détecté aucun cas de fibrillation auriculaire.

A plusieurs reprises et graduellement, nous avons essayé de changer la valeur du paramètre «spread» et la valeur optimale qu'on a retrouvé est : 900. En effet, pour un «spread» égale à 900, les résultats obtenus après le deuxième test sont :

ac =

Columns 1 through 12

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1

Columns 13 through 24

1 1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2

Columns 25 through 26

2 2

IV.8.1.4.3. Interprétation:

Les résultats obtenus après le deuxième test sont bons et le réseau arrive à distinguer la fibrillation auriculaire du cas normal avec une grande exactitude. En fait, la performance de notre réseau de neurones est:

✚ La spécificité : 84,61 %

✚ La sensibilité : 100 %

✚ L'exactitude : 92,31 %

IV.8.2. Utilisation des paramètres statistiques : Détection d'une fibrillation auriculaire et d'une arythmie supraventriculaire :

IV.8.2.1. L'apprentissage et test du réseau de neurones :

Pour cette deuxième application, on a deux classes et donc deux sorties désirées, comme suit :

- ✓ Classe 2 : Arythmie supraventriculaire de sortie désirée : [1; 0]
- ✓ Classe 3 : Fibrillation auriculaire de sortie désirée : [0; 1]

La base d'apprentissage utilisé comporte :

- ✓ Arythmie supraventriculaire : 13 signaux.
- ✓ Fibrillation auriculaire : 13 signaux.

En plus des 10 signaux de validation issus de la base d'apprentissage, la base de test comporte :

- ✓ Arythmie supraventriculaire : 13 signaux.
- ✓ Fibrillation auriculaire : 13 signaux.

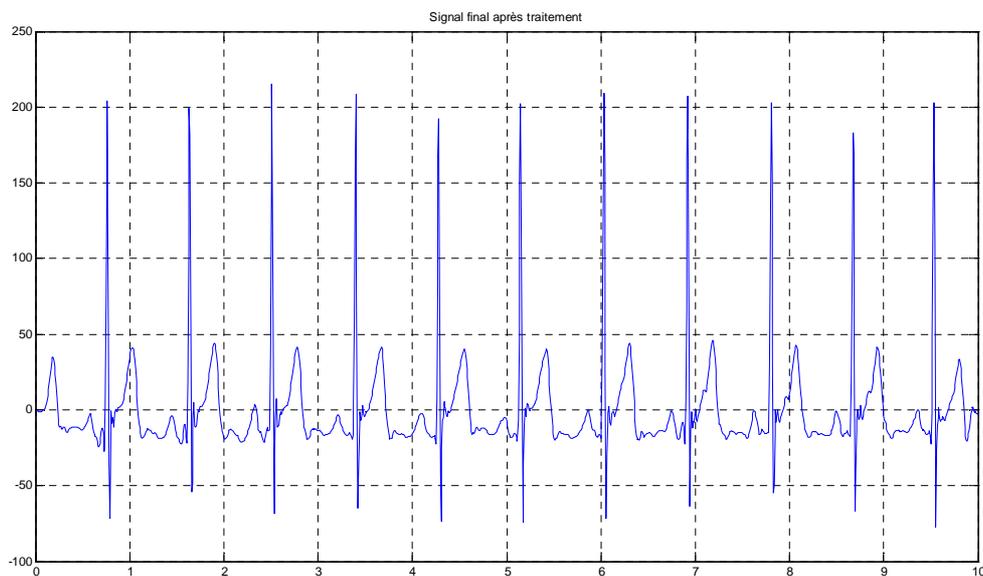


Fig. 4.13. Signal ECG correspondant à une arythmie supraventriculaire.

IV.8.2.2. Les résultats :**IV.8.2.2.1. Phase d'apprentissage :**

Pour cette phase, on a utilisé comme précédemment un réseau probabiliste PNN. Les résultats obtenus sont :

ac =

Columns 1 through 12

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1

Columns 13 through 24

1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2

Columns 25 through 26

2 2

IV.8.2.2.2. Phase de validation:

- ✓ Les résultats obtenus après le premier test dont la base contient des échantillons issus de la base d'apprentissage sont :

ac =

1 1 1 1 1 2 2 2 2 2

- ✓ Les résultats obtenus après le deuxième test dont la base contient des échantillons différents de ceux de la base d'apprentissage avec une valeur optimale de paramètre «spread» égale à 900 sont :

ac =

Columns 1 through 12

1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 2 1

Columns 13 through 24

1 1 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2

Columns 25 through 26

2 2

IV.8.2.2.3. Interpretation:

Les résultats de premier test sont bons et le réseau a reconnu tous les signaux déjà appris. Cependant, la performance du réseau de neurones s'est un peu dégradée par rapport au cas précédent, comme le montrent les résultats suivants :

- ✚ La spécificité : 84,61 %
- ✚ La sensibilité : 84,61 %
- ✚ L'exactitude : 84,61 %

Cette dégradation est principalement due aux similarités que présentent les signaux ECG des deux arythmies supraventriculaires. En conséquence, une discrimination efficace des deux cas nécessite d'associer quelques paramètres d'amplitude et de position extraits avec la méthode de seuillage aux paramètres statistiques. On veillera, en plus, à ce que ces paramètres soient très caractéristiques de la fibrillation auriculaire.

IV.8.3. Combinaison des paramètres statistiques et des paramètres d'amplitude et de position des ondes de l'ECG: Détection d'une fibrillation auriculaire et d'une arythmie supraventriculaire :

En vue d'une amélioration des résultats, on tentera dans cette partie d'exploiter deux caractéristiques très distinctives de la fibrillation auriculaire. Il s'agit des positions des ondes R qui nous renseignent sur l'irrégularité des intervalles RR et les amplitudes des ondes P très petites ou totalement absentes dans le cas de la fibrillation auriculaire.

Le vecteur d'entrée de réseau de neurones résultant se compose cette fois-ci de 40 valeurs et sert de base d'apprentissage du réseau.

IV.8.3.1. L'apprentissage du réseau de neurones :

Pour cette troisième application, on a deux classes et donc deux sorties désirées, comme suit :

- ✓ Classe 2 : Arythmie supraventriculaire de sortie désirée : [1; 0]
- ✓ Classe 3 : Fibrillation auriculaire de sortie désirée : [0; 1]

La base d'apprentissage utilisée comporte :

- ✓ Arythmie supraventriculaire : 10 signaux.
- ✓ Fibrillation auriculaire : 10 signaux.

En plus des 10 signaux de validation issus de la base d'apprentissage, la base de test comporte :

- ✓ Arythmie supraventriculaire : 10 signaux.
- ✓ Fibrillation auriculaire : 10 signaux.

IV.8.3.2. Les résultats :

IV.8.3.2.1. Phase d'apprentissage :

Pour cette phase, on a utilisé comme précédemment un réseau probabiliste PNN. Les résultats obtenus sont :

ac =

Columns 1 through 12

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2

Columns 13 through 20

2 2 2 2 2 2 2 2

IV.8.2.2.2. Phase de validation:

- ✓ Les résultats obtenus après le premier test dont la base contient des échantillons issus de la base d'apprentissage sont :

ac =

1 1 1 1 1 2 2 2 2 2

- ✓ Les résultats obtenus après le deuxième test dont la base contient des échantillons différents de ceux de la base d'apprentissage avec une valeur optimale de paramètre «spread» égale à 900 sont :

ac =

Columns 1 through 12

1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 2

Columns 13 through 20

2 2 2 2 2 2 2 2

IV.8.2.2.3. Interprétation:

Les résultats de premier test sont très bons et le réseau a reconnu tous les signaux déjà appris. En outre, la performance de réseau de neurones s'est nettement améliorée par rapport au cas précédent, comme le montrent les résultats suivants :

- ✚ La spécificité : 90 %
- ✚ La sensibilité : 90 %
- ✚ L'exactitude : 90 %

IV.9. Conclusion :

Dans ce chapitre, on a exploité les réseaux de neurones probabilistes pour la détection de la fibrillation auriculaire.

Dans une première approche, on s'est limité à l'utilisation des paramètres statistiques pour développer une architecture neuronale qui identifie la fibrillation auriculaire et la détecte parmi d'autres signaux correspondant à une autre condition cardiaque. Dans la première application, on a utilisé l'ECG normal et les résultats étaient très satisfaisants. Dans la deuxième application, on a tenté l'identification de la fibrillation auriculaire parmi d'autres signaux ECG correspondant à une autre arythmie supraventriculaire, à savoir la tachycardie supraventriculaire. Les résultats de cette deuxième application étaient moins satisfaisants et l'ajout de quelques paramètres d'amplitude et de position des ondes de l'ECG aux vecteurs d'apprentissage de réseau de neurones s'est avéré nécessaire.

Dans une deuxième approche, et vu les caractéristiques de la fibrillation auriculaire, on ajouté aux vecteurs d'apprentissage de réseau de neurones deux paramètres extraits avec la méthode de seuillage. Ces deux paramètres sont les positions des ondes R et les amplitudes des ondes P. Les résultats de cette deuxième approche sont nettement meilleurs par rapport au cas précédent et montrent que la combinaison des paramètres statistiques et des paramètres temporels et d'amplitude des ondes de l'ECG peut permettre la réalisation d'un système de détection de la fibrillation auriculaire très performant.

Conclusion générale

La fibrillation auriculaire est l'arythmie cardiaque la plus répandue d'où notre intérêt à développer une architecture neuronale pour sa détection.

Pour ce faire, on a opté pour l'utilisation d'une méthode qui combine la transformée en ondelettes pour l'extraction des paramètres statistiques de signal ECG et des réseaux de neurones probabilistes pour sa classification, tout en veillant à montrer l'amélioration qu'apporte la méthode de seuillage.

La combinaison de filtrage à moyenne glissante et de la transformée en ondelette nous a permis des résultats très satisfaisants dans l'étape de prétraitement des signaux ECG.

Ensuite, et en vue de l'extraction des paramètres temporels et d'amplitude des ondes de l'ECG, nous avons utilisé la méthode de seuillage qui s'est avérée beaucoup plus approprié pour la détection des ondes R et moins convenable pour les autres ondes. La transformée en ondelettes discrète nous a permis l'extraction de quelques paramètres statistiques de signaux ECG et a été beaucoup plus facile à implémenter sous MATLAB.

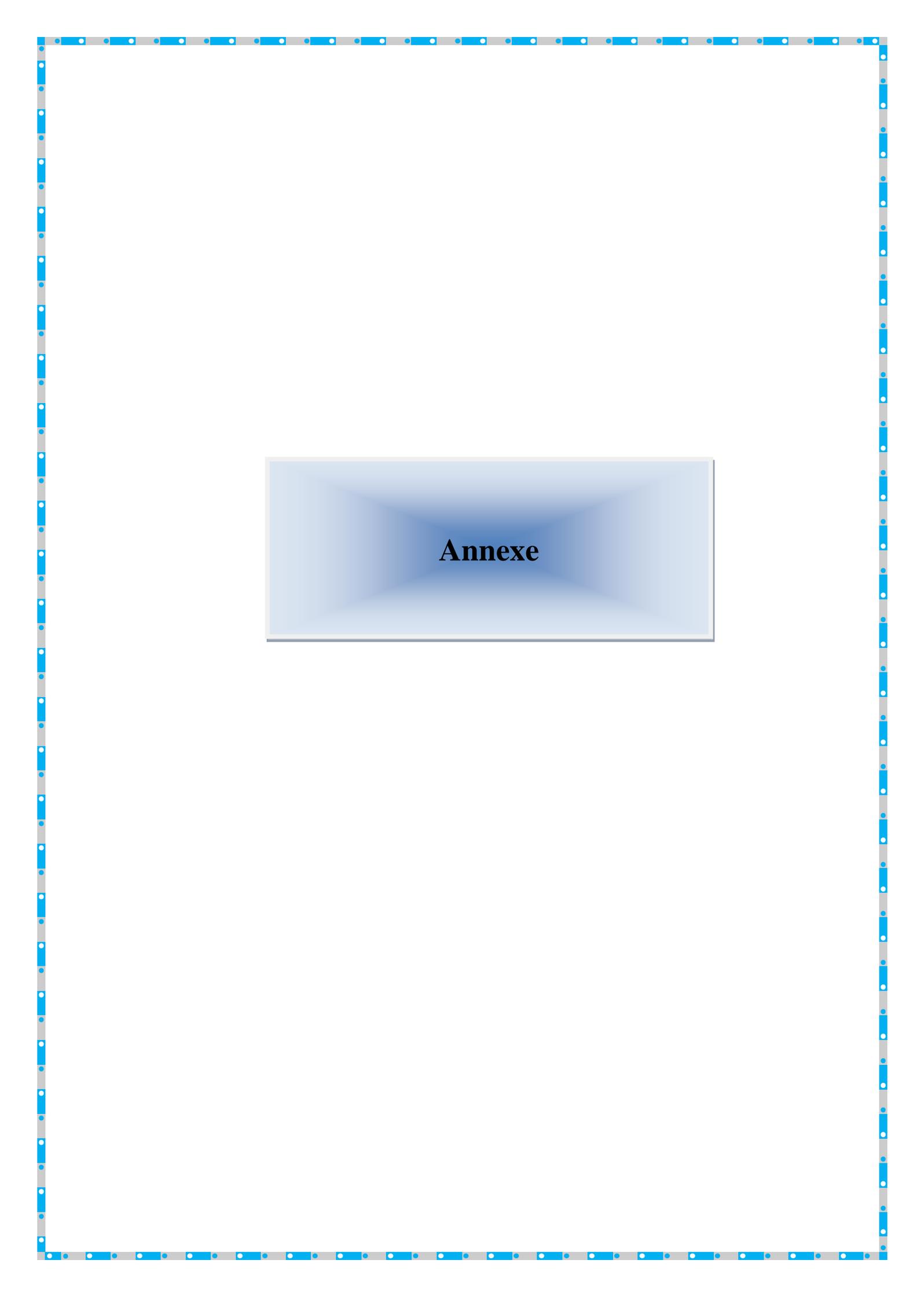
Finalement, on a exploité les réseaux de neurones probabilistes pour illustrer l'importance des paramètres discriminants dans les problèmes de classification. La combinaison des paramètres temporels et d'amplitude des ondes de l'ECG avec les paramètres statistiques s'est avérée d'une performance très satisfaisante et nous a permis une nette amélioration des résultats. Ainsi, on a pu concevoir un réseau de neurones qui distingue l'arythmie supraventriculaire dite fibrillation auriculaire de l'autre arythmie supraventriculaire dite tachycardie supraventriculaire avec une exactitude de 90 %.

Finalement, on souhaite mentionner que l'originalité de notre approche réside dans le fait d'être orientée beaucoup plus vers la détection de l'arythmie cardiaque la plus répandue (la fibrillation auriculaire) et moins vers la classification de plusieurs arythmies d'où la nécessité de son amélioration dans des travaux futurs. Une telle amélioration peut être permise par :

- ✓ L'utilisation de la méthode de seuillage pour la détection des ondes R et des intervalles RR.
- ✓ Segmentation de l'onde P par de nouvelles approches autres que le seuillage, le modèle de MARKOV par exemple.

- ✓ Utilisation d'un plus grand nombre de vecteurs pour l'apprentissage de réseau de neurones.
- ✓ Utilisation des signaux ECG de la base de données MIT-BIH échantillonnés avec une fréquence de 360 Hz pour permettre une meilleure exploitation de l'information fréquentielle de l'ECG avec la décomposition en ondelettes.
- ✓ Utilisation de plusieurs arythmies dans la phase d'apprentissage de réseau de neurones.

Nous espérons que ce travail sera amélioré par les étudiants des prochaines promotions en prenant en considération nos résultats que nous venons juste de commenter. Une telle considération permettra certainement un système de détection de la fibrillation auriculaire très performant.



Annexe

Les familles d'ondelettes

L'analyse en ondelettes, contrairement à l'analyse de Fourier, permet une liberté supplémentaire puisque le choix des atomes de la transformée, déduits de l'ondelette analysante, est laissé à l'utilisateur. En outre, on peut préférer la transformée continue à la transformée discrète si la redondance peut être mise à profit pour analyser souhaitée. Dans ce second cas, on doit se restreindre aux ondelettes à filtres alors que, dans le premier cas, n'importe quelle fonction à intégrale nulle convient.

Il existe plusieurs types et familles d'ondelettes dont les propriétés diffèrent selon les principaux critères suivants :

- l'existence de la fonction d'échelle ϕ donc de filtres associés à l'ondelette ;
- l'orthogonalité ou la bi-orthogonalité de l'analyse qui en résulte ;
- 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.

On peut rajouter deux propriétés moins cruciales : l'existence d'une formule explicite et la facilité de tabulation.

Avant de présenter les détails des ondelettes, on dresse le tableau suivant qui regroupe ces familles d'ondelettes suivant diverses propriétés essentielles : existence de filtres associés, orthogonalité ou bi-orthogonalité, support compact ou non, ondelettes réelles ou complexes.

Analyse discrete			Analyse continue	
Ondelettes a filtres			Ondelettes sans filtres	
Support compact		Support non compact	Réelles	Complexes
Orthogonales	Biorthogonales	Orthogonales	gaus, mexh	cgau,
db, haar, sym, coif	bior	meyr, btlm	morl	shan,

✓ **Ondelettes sans filtres, réelles :**

Dans certaines situations, les capacités d'analyse fine et locale des fonctions requièrent des analyses redondantes en temps et en échelle. C'est pourquoi on s'affranchit de l'exigence d'engendrer des bases et on s'intéresse à des ondelettes qui vérifient des conditions d'admissibilité très faibles. Ces ondelettes n'ont pas de fonction d'échelle associée et donc pas de filtres mais présentent l'avantage de posséder une formule explicite de définition. On en donne ici : Le Chapeau mexicain (mexh) comme exemple :

C'est une fonction qui est proportionnelle à la dérivée seconde de la fonction gaussienne :

$$\psi(t) = \left(\frac{2}{\sqrt{3}} \pi^{-0,25} \right) (1-t) e^{-t^2/2}$$

Elle oscille très peu comme on peut le voir sur son graphe représenté dans la figure 2.6. Elle est symétrique, ce qui permet de ne pas introduire de déphasage dans la transformée en ondelettes. Elle est particulièrement adaptée à la détection des discontinuités.

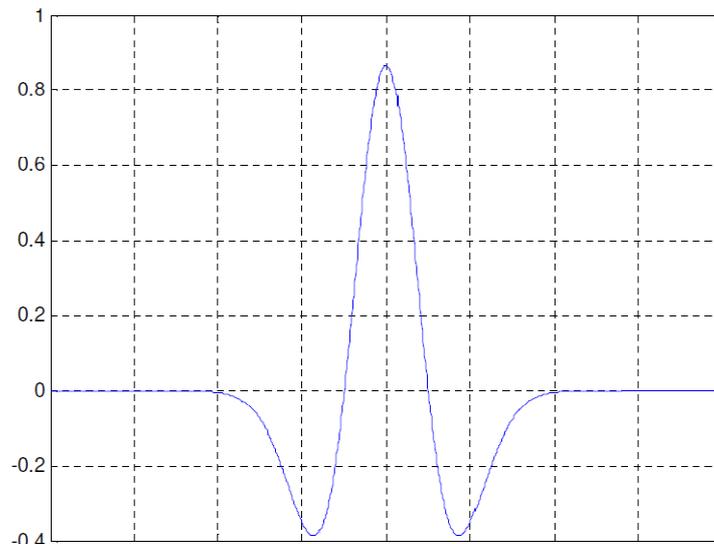


Fig. Ondelette Chapeau mexicain: mexh.

✓ **Ondelettes sans filtres, complexes :**

Pour l'analyse de signal, il est parfois préférable d'utiliser des ondelettes à valeurs complexes, dans la mesure où l'on peut ainsi étudier séparément le module des coefficients d'ondelettes, qui donne la densité d'énergie en espace et en échelles, et leur phase qui détecte les singularités du signal quelque soit leur type. On en donne ici comme exemple les ondelettes gaussiennes complexes : cgauN :

On peut étendre la famille réelle à un paramètre des dérivées de la gaussienne au cas complexe. On part de :

$$f(t) = C_p e^{-t^2} \cdot e^{-jt}$$

Et on considère, comme ci-dessus, la dérivée d'ordre N de f. Voici les parties réelles, imaginaire, le module et la phase de cette famille pour N = 8 :

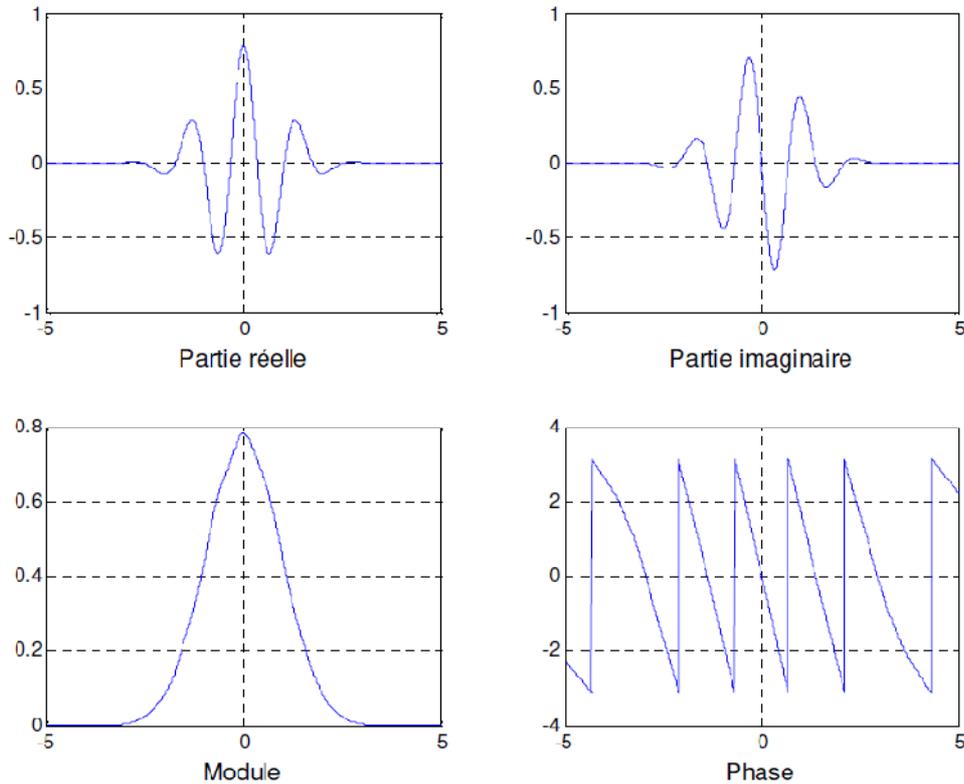


Fig. Ondelette dérivée huitième d'une fonction gaussienne complexe : cgau8.

✓ Ondelettes orthogonales à support compact :

Dans ce cas, une fonction, appelée fonction échelle et notée j , est associée à y . On la dilate et translate comme y . Ces ondelettes permettent des décompositions discrètes à l'aide d'algorithme rapide engendrant de ce fait des bases orthogonales. Elles sont définies directement par leurs filtres associés. Ainsi, l'ondelette n'est pas directement accessible puisque aucune formule analytique ne la définit. On en donne ici comme exemple, les ondelettes de Daubechies dbN :

Cette famille d'ondelettes est la première permettant de manipuler des ondelettes orthogonales à support compact de régularité arbitraire. On dira que N est l'ordre de l'ondelette dbN . Pour $N = 1$, $db1$ est appelée ondelette de Haar, c'est la plus simple et la plus ancienne des ondelettes. Elle est discontinue et ressemble à un échelon. Elle est bien localisée en espace, mais, en contrepartie, elle est discontinue et sa transformée de Fourier oscille beaucoup donnant une mauvaise localisation en fréquence. Elle est définie par :

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t \leq 0,5 \\ -1 & 0,5 \leq t \leq 1 \\ 0 & \text{sin on} \end{cases}$$

La fonction d'échelle associée est la fonction échelon :

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t \leq 1 \\ 0 & \text{sin on} \end{cases}$$

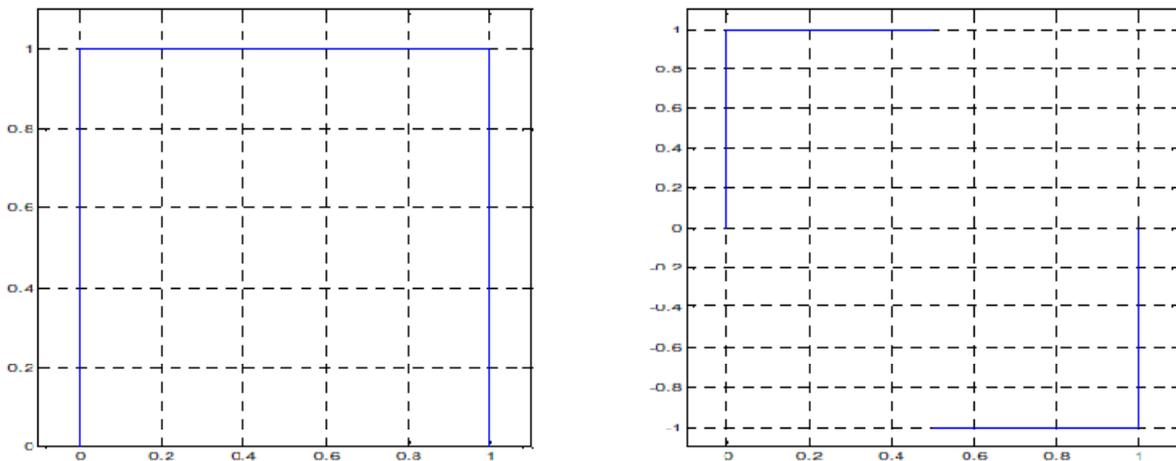


Fig. Fonction d'échelle (à gauche) et ondelette (à droite) de Haar : haar.

Hormis db1, les ondelettes de cette famille n'ont pas d'expression explicite et sont asymétriques. Cependant, leur régularité augmente avec l'ordre et permettent une analyse orthogonale. Les ondelettes de cette famille pour les ordres 2, 3, 4 et 5 sont présentées dans la figure suivante.

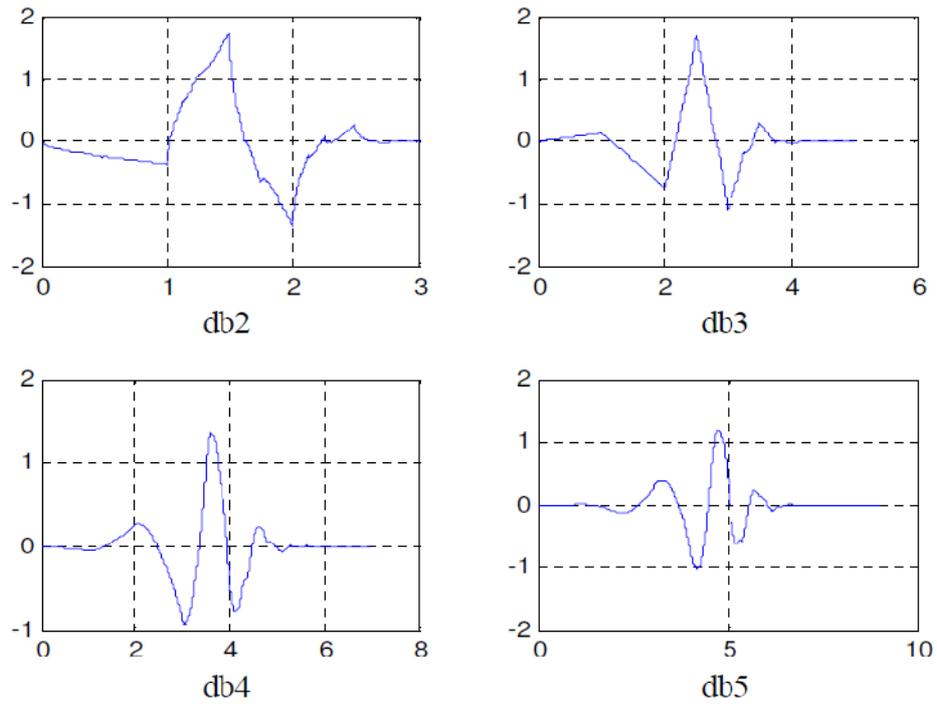
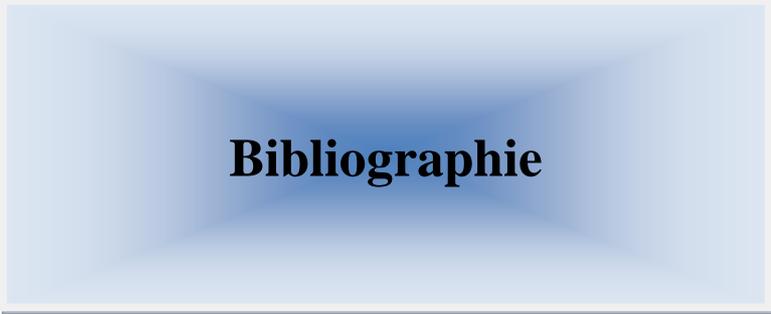
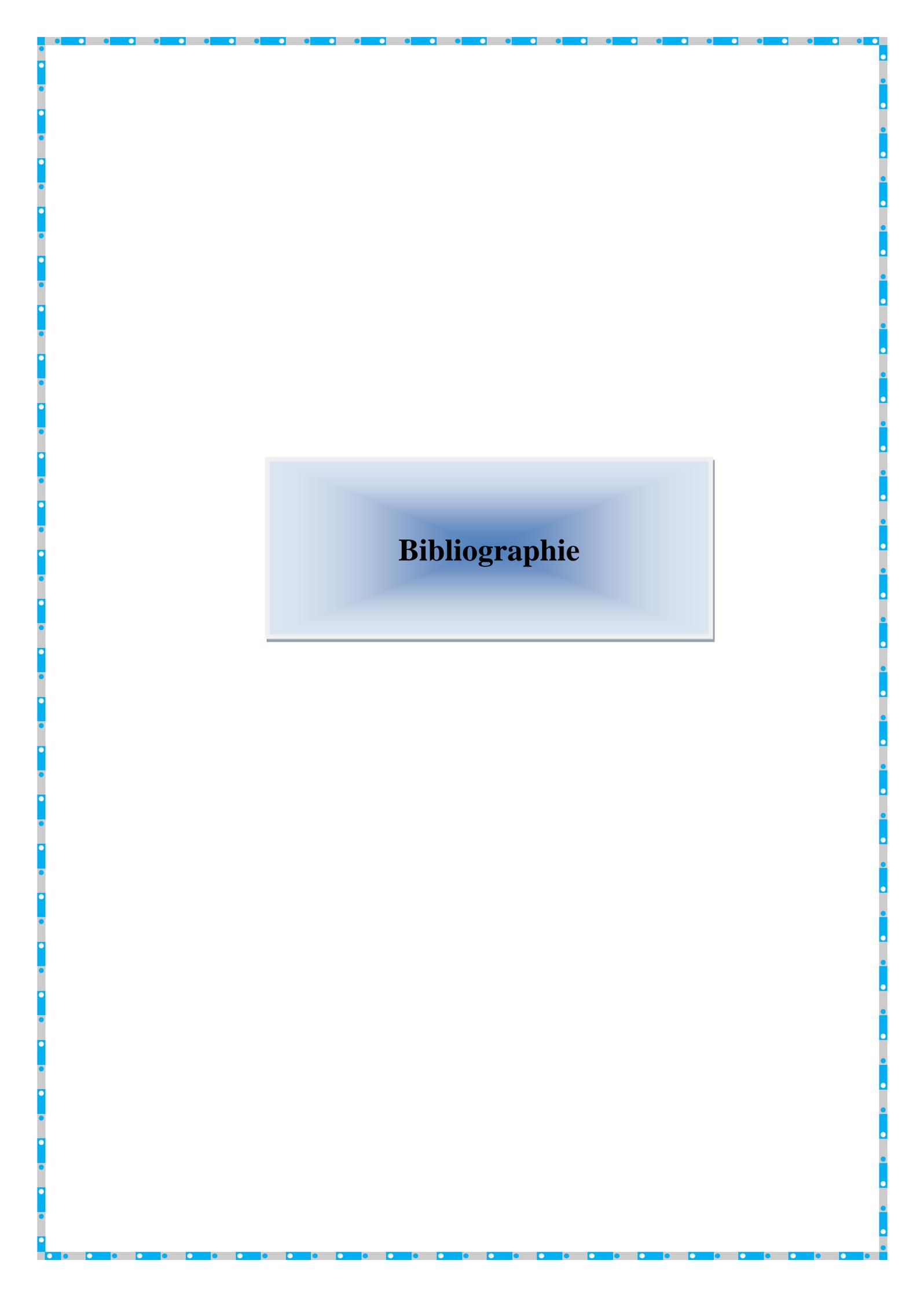


Fig. Ondelettes de Daubechies : dbN.



Bibliographie

BIBLIOGRAPHIE

- [1] **ITA SUZANA BTE MAT JAIS.** « Atrial Fibrillation Detection Algorithm of AF Recorder », Thèse de master en ingénierie biomédicale, SIM University, 2010.
- [2] **Salim GRAJA.** « Segmentation et classification de l'onde P d'un électrocardiogramme : détection d'un risque de fibrillation auriculaire », Thèse de doctorat en traitement du signal, Université de Bretagne Occidentale, 2008.
- [3] **Mohamed Lamine TALBI.** « Analyse et traitement du signal électrocardiographique », Thèse de doctorat en traitement du signal, Université de MENTOURI de Constantine, 2011.
- [4] **Aline CABASSON.** « Estimation et analyse des intervalles cardiaques », Thèse de doctorat en Automatique, Traitement de signal et des images, Université de Nice, 2008.
- [5] **George Qi Gao.** “Computerised Detection and Classification of Five Cardiac Conditions”, Thèse de master en Electronique, Université de Technologie d'Auckland de la Nouvelle-Zélande, 2003.
- [6] **Swaraj Mohapatra.** « Classification of Electrocardiogram waveforms using PNN », thèse de master en ingénierie de la chimie, Institut National de technologie de Rourkela, 2008.
- [7] **Shirley A. Jones.** « ECG Notes, Interpretation and Management Guide », Edition F.A Davis Company, Philadelphia, 2010.
- [8] **JOHN L. SEMMLOW.** “ Biosignal and Biomedical Image processing with MATLAB-Bases Applications”, Edition de Marcel Dekker, USA, 2004.
- [9] **Steven T. Karris.** « Signals and Systems with MATLAB », Orchard Publications, USA, 2008.
- [10] **JOHN O. ATTIA.** “Electronics and Circuit Anlysis using MATLAB”, CRC Press LLC, USA, 1999.
- [11] **Rangaraj M. Rangayyan.** « Biomedical Signal Analysis », Institut de génie électrique, Université d'Alberta de Canada, 2002.
- [12] **Howard Demuth.** « MATLAB Neural Network Toolbox », The Mathworks, USA, 2000.
- [13] **V. Arulmozhi.** “ Classification task by using MATLAB Neural Network Tool Box – A Beginner's View ”, International Journal of Wisdom Based Computing, Département d'Informatique de Tiruppur, Inde, 2011.
- [14] **Maedeh Kiani Sarkaleh et Asadollah Shahbahrami,** “Classifcation of ECG arrhythmias using Discrete Wavelet Transform and Neural Networks”, International Journal of Computer Science, Engineering and Applications, Université de Guilan, Iran, 2012.

[15] **Tao Lin** et **Shuang Tian**. “ An ECG Signal Processing System Based on MATLAB and MIT-BIH ”, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Université de Hebei, 2011.

[16] **GRARADJI KAMAL** et **SADOUN AREZKI**. « Filtrage de l’ECG par seuillage de coefficients d’ondelettes », Mémoire d’ingénieur en électronique, Université MOULOUD MAMMERI de Tizi-Ouzou, 2009.

[17] www.mathworks.com

[18] www.physionet.org/physiobank/atmdb/